

T.C.
ERZİNCAN BİNALİ YILDIRIM ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HABERLEŞME SİSTEMLERİ İÇİN KÜMELEME
YÖNTEMLERİNDE YENİ YAKLAŞIMLAR

Tuba ERCÜMEN

Danışman: Doç. Dr. Fatih Yavuz ILGIN

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

ERZİNCAN
2023
Her Hakkı Saklıdır.

Kabul ve Onay Sayfası

Doç. Dr. Fatih Yavuz ILGIN danışmanlığında, Tuba ERCÜMEN tarafından hazırlanan bu çalışma 19/01/2023 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı Haberleşme Bilim Dalı'nda Yüksek Lisans olarak kabul oybirliği/oy çokluğu (.../...) ile kabul edilmiştir.

Başkan: Doç. Dr. Yunus AKALTUN İmza:

Üye : Doç. Dr. Fatih Yavuz ILGIN İmza:

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Kenan ALTUN İmza:

Yukarıdaki sonuç Enstitü Yönetim Kurulunun / / 20.... tarih ve/..... sayılı kararı ile onaylanmıştır.

Prof. Dr. Bülent ÇAĞLAR
Enstitü Müdürü

Not: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaklardan yapılan bildirişlerin, şekil ve tabloların kaynak olarak kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.

Bilimsel Etięe Uygunluk Sayfası

“Haberleşme Sistemleri İçin Kümeleme Yöntemlerinde Yeni Yaklaşımlar” isimli “Yüksek Lisans” tezim tarafımca intihal tespit programı ile incelenmiştir. Buna göre tezimde bilimsel etik ihlali ve intihal olarak nitelendirilebilecek herhangi bir durum olmadığını taahhüt ederim.

Bu çalışmadaki tüm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir biçimde elde edildiğini; aynı zamanda bu kural ve davranışların gerektirdiğı gibi, bu çalışmanın özünde olmayan tüm materyal ve sonuçları tam olarak aktardığımı ve referans gösterdiğimi beyan ederim. 19/01/2023

(İmza)

Tuba ERCÜMEN

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

HABERLEŞME SİSTEMLERİ İÇİN KÜMELEME YÖNTEMLERİNDE YENİ YAKLAŞIMLAR

Tuba ERCÜMEN

Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Fatih Yavuz ILGIN

Günümüz haberleşme sistemlerinde kablosuz teknolojinin gelişmesi ile spektrum kıtlığı sorununu beraberinde getirmiştir. Bu sorunun ortaya çıkma sebebi olarak spektrumun sadece lisanslı kullanıcılar tarafından kullanılması gösterilebilir. Mevcut spektrumun belirli kullanıcılar tarafından kullanılması kıt olan bir kaynağın verimli ve etkin kullanılmasını engellemektedir. Tam bu aşamada karşımıza spektrumun fırsatçı bir şekilde kullanılmasına olanak tanıyan Bilişsel Radyo kavramı ortaya çıkmaktadır. Bilişsel Radyo, boş bir spektrumu akıllıca algılayabilen ve lisanslı kullanıcılara müdahale etmeden spektrumu ikincil kullanıcılara tahsis edebilen bir teknolojidir. Bu çalışmada spektrum algılama yöntemi olarak özdeğer tabanlı spektrum algılama tercih edilmiştir. Özdeğer tabanlı spektrum algılama yöntemi, algılanacak işaret ve gürültü hakkında ön bilgi gereksinimi olmaması nedeni ile fazlaca kullanılmaktadır. Bu yöntem ile elde edilen kovaryans matrisi maksimum özdeğer ile minimum özdeğerin oranı bir eşik ile karşılaştırılarak sinyalin varlığı araştırılmıştır. Bilişsel Radyo kullanıcıları kümeleme yöntemi olan k-ortalamlar ile gruplara ayrılmıştır. Burada amaçlanan k-ortalamlar ile gruplanan Bilişsel Radyo kullanıcılarının spektrumu algılamasının hız kazanmasıdır.

2023, 69 Sayfa

Anahtar Kelimeler: Bilişsel Radyo, K-Ortalamlar, Kümeleme Analizi, Özdeğer Tabanlı Spektrum Algılama

ABSTRACT

MSc Thesis

NEW APPROACHES TO CLUSTERING METHODS FOR COMMUNICATION SYSTEMS

Tuba ERCÜMEN

Erzincan Binali Yıldırım University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Electricals and Electronics Engineering

Supervisor: Assoc. Dr. Fatih Yavuz ILGIN

With the development of wireless technology in today's communication systems, it has brought the problem of spectrum scarcity. The reason for this problem can be shown as the use of spectrum only by licensed users. The use of the available spectrum by certain users prevents the efficient and effective use of a scarce resource. At this stage, the concept of cognitive radio, which allows the opportunistic use of the spectrum, emerges. Cognitive radio is a technology that can intelligently detect an empty spectrum and allocate the spectrum to secondary users without interfering with licensed users. In this study, eigenvalue-based spectrum detection was preferred as the spectrum detection method. The eigenvalue-based spectrum detection method is widely used because there is no need for prior knowledge about the signal and noise to be detected. The covariance matrix obtained by this method was compared to the ratio of the maximum eigenvalue and the minimum eigenvalue with a threshold and the presence of the signal was investigated. Cognitive radio users were divided into groups using k-means, which is a clustering method. The aim here is to accelerate the spectrum perception of cognitive radio users grouped with k-means.

2023, 69 Pages

Keywords: Cognitive Radio, K-Means, Cluster Analysis, Eigenvalue-Based Spectrum Detection

TEŞEKKÜR

Tez çalışmam boyunca bana desteklerini esirgemeyen, bilimsel katkılarıyla beni aydınlatan değerli hocam Doç. Dr. Fatih Yavuz ILGIN'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Çalışmalarım süresince ve yaşamım boyunca her zaman beni destekleyen aileme ve eşime en içten teşekkürlerimi sunarım.

Tuba ERCÜMEN

Ocak, 2023



İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR	iii
İÇİNDEKİLER	iv
ŞEKİLLER LİSTESİ	vi
TABLolar LİSTESİ	vii
SİMGELER ve KISALTMALAR	viii
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK ÖZETLERİ	4
2.1. Bilişsel Radyo	4
2.2. Kümeleme Yöntemleri	5
3. KURAMSAL TEMELLER	8
3.1. Bilişsel Radyo Kavramı	8
3.2. Bilişsel Radyo İşlevleri	15
3.2.1. Spektrum sezme	16
3.2.2. Spektrum kararı	17
3.2.3. Spektrum paylaşımı	17
3.2.4. Spektrum hareketliliği	18
3.3. Bilişsel Radyoda Spektrum Algılama Yöntemleri	20
3.3.1. Girişim tabanlı algılama	20
3.3.2. Birincil verici algılama yöntemi	21
3.3.3. Birincil alıcı algılama yöntemi	21
3.3.3.1. Yerel spektrum algılama teknikleri	22
3.3.3.2. İşbirlikçi spektrum algılama teknikleri	26
3.4. Kümeleme Analizi	27
3.4.1. Öklid uzaklığı	32
3.4.2. Kümeleme yöntemleri	32
3.4.2.1. K-ortalama	33

4. MATERYAL VE YÖNTEM.....	36
4.1. Özdeğer Tabanlı Spektrum Algılama	36
4.2. Algılama Olasılığı Tespiti	40
5. ARAŞTIRMA BULGULARI.....	44
6. SONUÇ VE TARTIŞMA	51
KAYNAKLAR.....	53
EKLER.....	64
Ek-1. Matlab Kodu.....	65



ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 3.1. Milli frekans planı.....	9
Şekil 3.2. Spektrum kullanımı.....	10
Şekil 3.3. Spektrum boşluklarının kullanımı.....	13
Şekil 3.4. Bilişsel radyoda spektrum yerleşimleri	14
Şekil 3.5. Bilişsel radyo döngüsü	15
Şekil 3.6. Spektrum paylaşımı akış şeması	19
Şekil 3.7. Spektrum algılama teknikleri.....	22
Şekil 3.8. Veri birimleri ve kümeleme.....	28
Şekil 3.9. Kümeleme analizi karar süreci.....	31
Şekil 3.10. K-ortalama kümeleme algoritmasının çalışması.....	34
Şekil 4.1. Spektrum algılama modeli.....	38
Şekil 5.1. Kümelenmiş BR kullanıcıları (k=3).....	44
Şekil 5.2. K-ortalama ile elde edilen SNR- P_d grafiği (n=30, k=3).....	46
Şekil 5.3. 60 adet kümelenmiş BR kullanıcısı (k=3)	47
Şekil 5.4. K-ortalama ile elde edilen SNR- P_d grafiği (n=60, k=3).....	47
Şekil 5.5. 100 adet kümelenmiş BR kullanıcısı (k=3)	48
Şekil 5.6. K-ortalama ile elde edilen SNR- P_d grafiği (n=100, k=3).....	48
Şekil 5.7. 30 adet kümelenmiş BR kullanıcısı (k=4)	49
Şekil 5.8. K-ortalama ile elde edilen SNR- P_d grafiği (n=30, k=4).....	50

TABLÖLAR LİSTESİ

Sayfa

Tablo 5.1. BR kullanıcıların küme merkezlerine olan uzaklıkları	46
---	----



SİMGELER ve KISALTMALAR

Simgeler

k	Küme Sayısı
n	Örneklem Hacmi
$x_i^{(j)}$	j'inci Kümeye ait i'inci Veri Noktası
c_j	j'inci Kümenin Merkezi
h_1	Kanal Katsayısı Vektörü
$y(n)$	Alınan Sinyal
S	Benzerlik Matrisi
$s(n)$	Birincil Verici İşareti
$w(n)$	Gürültü İşareti
R_w	Wishard Matrisi
F_1	1. dereceden Tracy-Widom Dağılımı
λ	Örnek Kovaryans Matrisinin Özdeğeri
γ	Eşik
P_d	Algılama Olasılığı

Kısaltmalar

BK	Birincil Kullanıcı
BR	Bilişsel Radyo
DSA	Dinamik Spektrum Erişimi
EME	Enerjiden Minimum Özdeğer Tabanlı Algılama
FCC	Federal İletişim Komisyonu
FSA	Sabit Spektrum Erişimi
İK	İkincil Kullanıcı
MED	Maksimum Özdeğer Tabanlı Algılama
MME	Maksimum Minimum Özdeğer Tabanlı Algılama
SNR	Sinyal Gürültü Oranı

1. GİRİŞ

Spektrum, elektronik haberleşme amacıyla kullanılan, frekansı 9 kHz-3000 GHz arasında olan ve uluslararası düzenleme yapılması halinde 3000 GHz'in üzerindeki frekanslarda dahil olmak üzere elektromanyetik dalgaların frekans aralığını ifade etmektedir (BTK, 2022). Teknolojinin gelişmesine paralel olarak haberleşme kanallarının kullanımı giderek artmaktadır. Bu da belirli bir frekans aralığında olan spektrumun kullanımına dikkat çekmektedir. Spektruma etkin erişimi ve spektrum verimliliğinin gelişmesi için iki temel durum vardır. İlki bir alandaki tüm spektrumun halihazırda atandığı ancak tam olarak kullanılmadığı durumlar, ikincisi ise tüm spektrumun tamamen kullanıldığı durumlardır. “Erişim sınırlı” olarak adlandırılabilen ilk durumda, diğer kullanıcıların spektruma erişimi artırılarak spektrum verimliliği artırılabilir. “İş hacmi sınırlı” olarak adlandırılabilen ikinci durumda, verimlilik gerçekten yalnızca mevcut kullanıcıların daha yüksek bilgi aktarım hızları sağlamasına izin veren adımlar atılarak geliştirilebilir. Birinci durumu daha fazla boru koyarak kapasiteyi artırmak, ikinci durumu ise mevcut borular içinde kapasiteyi artırmak olarak örneklendirebiliriz (Anonymous, 2002).

Lisans sahibi kullanıcılar tarafından kullanılmayan bantlar spektrum boşluğu olarak tanımlanmaktadır. Kullanılmayan spektrum bantlarının dinamik erişim aracılığıyla lisanssız kullanıcılara açılan sistem olarak Bilişsel Radyo ortaya çıkmıştır. Lisanslı kullanıcının spektrum bandını kullanmadığı süre içerisinde lisanssız kullanıcılara açık olması spektrum yetersizliği problemine çare olmaktadır. Bilişsel Radyoda, lisanslı bandın atandığı kullanıcı birincil kullanıcı, lisanslı kullanıcının varlığını tespit edip girişime sebep olmadan bandı kullanan kullanıcıya ise ikincil kullanıcı olarak tanımlanmaktadır. Bilişsel Radyoda girişime neden olmadan spektrum boşluklarını doğru tespit etmek gerekmektedir. Bu aşamada spektrum algılama büyük önem kazanmaktadır.

Spektrum algılama, lisanssız kullanıcılar olarak da adlandırılan bilişsel kullanıcıların, iletim aralıklarında radyo spektrumunu gözlemledikleri ve lisanslı kullanıcıların iletimine müdahale etmeden kullanmak için boş bir kanal veya uygun kanal bulduğu işlemdir (Ertan, 2021).

Genel olarak, gözlemleri kümeleme ihtiyacı, sayısal taksonomi ve kümeleme analizinin veri analiz araçlarını ortaya çıkardığı biyolojik ve sosyal bilimler dahil olmak üzere birçok alanda kritik öneme sahip olması sebebiyle ortaya çıkmıştır. Kümeleme sistemleri, bir veya daha fazla boyutta benzer olan gözlem kategorilerini otomatik olarak keşfetmektedir. Bir kez ortaya çıkarıldığında, bu kategoriler, gözlemlenen verileri karakterize eden veya gelecekteki verilerin doğası hakkında tahminlerde bulunmayı kolaylaştıran özellikler önerebilmektedir (Fisher vd., 1993). Veri kümeleme, bir veri kümesini birkaç homojen kümeye bölmekle ilgilidir. Bir kümeleme algoritması, çok sayıda veri noktasını daha az sayıda gruba atar, böylece aynı gruptaki veri noktaları aynı özellikleri paylaşırken, farklı gruplardaki veriler birbirine benzemezler (Au vd., 2005).

Kümeleme teknikleri genel olarak bölümlene kümeleme ve hiyerarşik kümeleme olmak üzere iki kategoriye ayrılabilir. Bölümlene algoritmaları, k küme içeren çeşitli bölümler oluşturur ve daha sonra bunları bir amaç fonksiyonunu en aza indiren bölümü seçmek için bazı kriterlere göre değerlendirmektedir. Parçalı yaklaşımın bir dezavantajı, kümelerin optimal sayısını (k) belirlemenin zorluğudur. Hiyerarşik algoritmalar, bazı kriterler kullanarak veri setinin hiyerarşik bir ayrışmasını oluşturmaktadır. Ayrışma, bir dizi iç içe bölümü temsil eden bir dendrogram olarak tanımlanabilir (Xu, 2005).

Bu tez çalışmasında spektrum algılama yöntemlerinden özdeğer tabanlı algılama tercih edilmiştir. Bu yöntemin tercih edilmesinin en önemli sebebi gürültü sinyali hakkında ön bilgi gerektirmemesidir. Elde edilen kovaryans matrisinin maksimum ve minimum özdeğerlerinin oranı bir eşikle karşılaştırılarak sinyalin varlığı araştırılmıştır. Eğer oran eşikten büyük ise sinyal var eğer oran eşikten küçük ise sinyalin varlığından söz edilememektedir. Görülüyor ki çalışmanın en önemli adımı spektrumun doğru algılanmasından geçmektedir. Gürültü içerisindeki sinyalin doğru algılanması önem arz etmektedir. Bu çalışmada ortaya konulan yenilik ise spektrum algılama modelini kümeleme yöntemi olan k -ortalamlar ile birleştirmektir. K -ortalamlar ile Bilişsel Radyo kullanıcıları yani ikincil kullanıcılar birbirine benzer özellikte olanlar bir gruba, daha az benzer olanlar diğer gruplara atanmıştır. Küme içi veriler birbirine benzer, küme dışı veriler ise birbirinden daha az benzer olması beklenmektedir. Bu durum oluşana kadar adımlar kendini tekrarlamaktadır. Bilişsel Radyo kullanıcılarını k -ortalamlar ile gruplara ayırmak bize işlem kolaylığı ve zaman tasarrufu sağlamaktadır.

Bu tez çalışmasının ikinci bölümünde Bilişsel Radyo ve kümeleme yöntemi hakkında literatür araştırmasına yer verilmiştir. Üçüncü bölümde genel olarak Bilişsel Radyonun tanımı, işlevleri, spektrum algılama yöntemlerinden bahsedilmiştir. Bilişsel Radyo spektrum algılama teknikleri, yerel ve işbirlikçi spektrum algılama olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Bu bölümde bu tekniklerin alt başlıkları da verilmiştir. Dördüncü bölümde kümeleme analizi üzerinde durulmuştur. Kümeleme analizinde uzaklık ölçütü olarak kullanılan Öklid yönteminden bahsedilmiştir. Yanı sıra, kümeleme yöntemlerinden hiyerarşik ve bölümlleme algoritmalarına değinilmiştir. Bu çalışmada bölümlleme yöntemlerden k-ortalamalar tercih edilmiştir ve bu bölümde bahsedilmiştir. Beşinci bölümde materyal ve yöntem olarak tercih edilen özdeğer tabanlı algılamadan ve algılama olasılıkları hesabına değinilmiştir. Altıncı bölümde SNR- P_d yönteminin algılama performansını görebilmek için MATLAB ortamında elde edilen benzetim sonuçları grafiklerle açıklanmıştır. Yedinci bölümde ise tez çalışmasından elde edilen sonuçlar hakkında genel değerlendirmelere yer verilmiştir.

2. KAYNAK ÖZETLERİ

2.1. Bilişsel Radyo

Bilişsel Radyo (BR) fikri ilk olarak Dohler (2006) tarafından ortaya atılmasına rağmen uygulamada ilk olarak Mitola karşımıza çıkmaktadır (Mitola, 2006). Mitola (1999) çalışmasında kullanılmayan spektrum bandının başka bir kullanıcı tarafından kullanabileceğini önermiştir. Mitola ve Maguire (1999) başlangıç BR araştırmalarını yapmış olsalarda ilk spektrum ölçüm çalışmaları 1995 yılında ABD'de hem lisanslı hem de lisanssız bantta spektrum kullanımını ölçmek için yapılmıştır (Özbay, 2015). Bu çalışmayı takip eden yıllarda spektrum algılamanın geniş band olarak yapılabileceği öngörülmüştür (De Vito, 2013). Li vd. (2002) geniş band spektrum algılama yöntemlerinde donanımsal ayrılıklar olduğundan bu farkları ortaya çıkaran makaleyi yazmışlardır.

Teknolojinin gelişimi ile artan kullanıcı sayısına paralel olarak ortaya çıkan spektrum kıtlığı sebebiyle Bilişsel Radyo kavramının önemi gittikçe artmıştır. Bilişsel Radyonun gelişim sürecinin başlangıcı ise enerji tabanlı spektrum algılama yönteminin önerilmesiyle başlamıştır (Cabric vd., 2004; Sachan vd., 2012). Ancak bu yöntem yeterli gelmediği için farklı spektrum yöntemleri önerilmiştir. Bunların başında eşleştirilmiş filtre tabanlı algılama yöntemi gelmektedir (Chrysikou vd., 2014; Wang vd., 2011). Eşleştirilmiş filtre tabanlı algılama, bilinen birincil kullanıcı (BK) sinyallerini algılayan uyumlu bir pilot sensördür. Dedektörün çıkışındaki sinyal-gürültü oranını (SNR) maksimize eder, ancak BK sinyali hakkında önceden bilgi gerektirir. Bu yöntemin diğer dezavantajı ise yalnızca OFDM tabanlı sistemlere uygulanabilir olmasıdır (Salahdine vd., 2015). Bu eksikliklerinin üstesinden gelmek için özdeğer tabanlı algılama yöntemi önerilmiştir. Özdeğer tabanlı algılama yöntemi birincil verici işareti ve gürültü seviyesi hakkında hiçbir ön bilgi gerektirmemesi nedeni ile diğer yöntemlerden ayrılmaktadır (Maaref ve Aissa, 2007; Zeng ve Liang, 2009). Ön bilgi gerektirmemesi uygulama kolaylığı sağlasa da bu durum hesaplama maliyeti açısından enerji algılama yöntemine göre daha karmaşıktır.

Srinavasa ve Jafar (2007), Bilişsel Radyonun farklı yorumlarına odaklanmışlardır. Bunlar, bilişsel kullanıcının iletimlerini lisanslı kullanıcılarınkilerle örten, üst üste getiren ve iç içe örten yaklaşımlardır. Örten yaklaşımı, eşzamanlı birincil ve ikincil aktarımlara

izin verir ve ikincil kullanıcıların sinyallerine bir spektral maske uygulayarak birincil kullanıcıları korumayı amaçlar, böylece lisanssız kullanıcıların lisanslı kullanıcılara müdahalesi, lisanslı kullanıcıların daha güvenli iletişimi için belirlenen kabul edilebilir gürültü eşiğinin altında kalmaktadır. Üst üste getiren yaklaşım, eşzamanlı birincil ve ikincil iletimlere de izin verir, ancak örten yaklaşımının aksine, ikincil kullanıcılar iletişim kurmak için güçlerinin bir kısmını ve birincil kullanıcıya yardımcı olmak için kalan gücü kullanabilmektedir. Güç dağılımı dikkatli bir şekilde seçilirse, ikincil kullanıcıdan gelen yardım nedeniyle birincil kullanıcının SNR'sindeki artış, parazit nedeniyle birincil kullanıcıların SNR'sindeki düşüşle tam olarak dengelenmektedir. İç içe örten yaklaşımı, birincil kullanıcılar tarafından kullanılmadığını gösteren spektrum deliklerinin kullanılmasıyla ilgili fırsatçı iletişime dayanmaktadır (Üstok, 2010).

Cabric vd. (2006) ve Digham vd. (2003), gizli düğüm problemini azaltmak için Bilişsel Radyolar arasında iş birliği önerilmiştir. Öte yandan, Ashish ve Linnartz (2007), Digham vd. (2007), Kuppusamy ve Mahapatra (2008), bazı spektrum algılama zorluklarının üstesinden gelmek için çoklu anten tekniklerinin uygulanmasını önermişlerdir.

2.2. Kümeleme Yöntemleri

Kümeleme analizi kavramı ilk kez 1939 tarihinde Tryon tarafından literatüre kazandırılmıştır (Lorr, 1993). Kümeleme analizi için kaleme alınan ilk kitaplardan biri "Cluster Analysis"dir (Tryon ve Bailey, 1970). Kümeleme analizini sayısal anlamda ele alan kitap "Mathematical Taxonomy"dir (Jardine ve Sibson, 1971). Kümeleme anlamında yazılmış en detaylı kitap ise "Cluster Analysis for Applications" dır (Anderberg, 1973). Aynı yılda Sneath ve Sokal (1973) çalışmasının anlatıldığı eser "Numerical Taxonomy"dir. Hartigan (1975) tarafından yazılan "Clustering Algorithms" ile daha geniş kapsamlı yazılan "Algorithms for Clustering Data" Jain ve Dubes (1988) tarafından yazılmıştır.

Kümeleme analizinin kullanım alanlarına göre amaçları arasında veri inceleme, hipotez testi, model oluşturmak, doğru tiplerin belirlenmesi, veri indirgeme, gruplara dayalı tahmin ve hipotez oluşturmak yer almaktadır (Ball, 1970).

Küme analizi, alt grupların sayısı ve bunların bileşimi hakkında diğer bilgiler bilinmediğinde, verilerin anlamlı alt gruplara bölünmesidir. 1975-1990 yılları arasında Hartigan (1975), Gordon (1981), Murtagh (1985), McLachlan ve Basford (1988) ile

Kaufman ve Rousseeuw (1990) yazarların kümeleme tanımları literatürde mevcuttur. Kümeleme yöntemleri, büyük ölçüde buluşsal olanlardan istatistiksel modellere dayalı daha resmi prosedürlere kadar değişmektedir. Genellikle ya hiyerarşik bir stratejiyi ya da gözlemlerin geçici kümeler arasında yeniden konumlandırıldığı bir stratejiyi izlerler (Fraley ve Raftery, 1998). Hair vd. (1998) çalışmasında küme içerisindeki benzerliklerin fazla, kümeler arası benzerliklerin ise az olması gerektiğini belirtmiştir.

Kümeleme yöntemi hiyerarşik ve bölünmeli olmak üzere genel olarak iki grupta incelenmektedir. Bölünmeli yöntemler, hiyerarşik yöntemle göre daha büyük veri kümelerine uygulanabilmektedir (Johnson ve Wichern, 1988). Bu çalışma içerisinde bölünmeli kümeleme yönteminden en sık tercih edilen k ortalamlar yöntemi kullanılmıştır. K-ortalamlar, J. B. Mac Queen (1967) tarafından ortaya atılan bir kümeleme algoritmasıdır. Özdamar (1999), k-ortalama yöntemi ile kümelere ayrılma işlemlerinden bahsetmiştir. Elde edilen verilerden rastgele küme merkezleri seçildikten sonra her verinin küme merkezlerine olan mesafeleri ölçülmektedir. Veriler en yakın küme merkezine yerleşmektedir. Bu işlem en yüksek benzerliğe sahip verilerin bir araya gelmesine kadar devam etmektedir.

K-ortalamlar yönteminde küme sayısının belirlenmesi konusu kesin bir sonuca varılamamıştır. Çoğu araştırmacının kendi araştırma verilerine dayanarak deneme-yanılma yoluyla küme sayısını tespit etmesi daha yaygındır. Tatlıdil (2002) küme sayısının belirlenmesi için en pratik yol örneklem sayısının yarısının karekökü alınarak bulunması gerektiğini ortaya koymuştur. Marriott (1971) önerdiği yöntemde ise, $M=k^2|W|$ formülüne göre küme sayısının belirlenebileceğini tespit etmiştir. W, grup içi kareler toplamını göstermekte, en küçük M değerini veren k değeri ise gerçek küme sayısını vermektedir. Pham vd. (2004) küme sayısının önceden belirtilmesini gerektirmeyen ve böylece küme başlatmaya algoritma bağımlılığını azaltan artımlı k-ortalamları adı verilen yeni bir k-ortalama algoritması versiyonu önermiştir.

1995-2002 yılları arasında, k-ortalamada birçok iyileştirme tekniği uygulanmıştır. Bir dizi araştırmacı, yakınsama hızını artırmak için farklı teknikler önermiştir (Al-Daoud vd., 1995; Alsabti, 1998; Pelleg ve Moore, 1999; Castro ve Yang, 2000; Kanungo vd., 2002). Daha iyi sonuçlar elde etmek için diğer bazı araştırmacılar, yoğunluğa dayalı bir yaklaşım kullanılarak toplanan verilerle algoritmayı sunarak başlatma prosedürünü değiştirmiştir

(Al-Daoud vd., 1996; Bradley ve Fayyad, 1998; Epter vd., 1999; Yang ve Luo, 2005). Bradley ve Fayyad (1998) çalışmasında genel bir kümeleme algoritmaları sınıfı için bir başlangıç noktasının rafine edilmesi için hızlı ve etkili bir algoritma sunulmuştur. Arıtma algoritması, belirli bir veri tabanının küçük alt örnekleri üzerinde çalışır, dolayısıyla tüm veri tabanını depolamak için gereken toplam belleğin küçük bir bölümünü gerektirir ve bu yaklaşım büyük ölçekli kümeleme sorunları için çok çekici hale getirmiştir.

Epter vd. (1999) büyük veri setlerinin kümelenme eğilimine ilişkin bir ön değerlendirme çalışması hakkında inceleme yapmışlardır. Bir veri setinin kümelenebilirliğinin mesafeye dayalı bir bakış açısıyla tanımlanması için bir çerçeve sunmuşlardır.

Yang ve Luo (2005) çalışmalarında, ilk kümeleme merkezlerini yeniden düzenlemek için yeni bir algoritma önermişlerdir. Algoritmada, bir noktanın yerel yoğunluğunu ölçmek için iki yeni ölçüm tanımlayıp ölçümlerden herhangi birini kullanarak her tozlayıcı için yerel maksimum yoğunluğa sahip on tane toz alma merkezi oluşturmuşlardır. Yeniden düzenlemeden sonra, başlangıçtaki tarama merkezlerine duyarlı olan bu tarama algoritmaları, daha verimli ve daha hızlı bir şekilde "daha iyi" bir yerel minimuma yakınsayacaklarını keşfetmişlerdir. Deneyler, önerilen algoritmanın uygulanabilir ve verimli olduğunu göstermiştir.

3. KURAMSAL TEMELLER

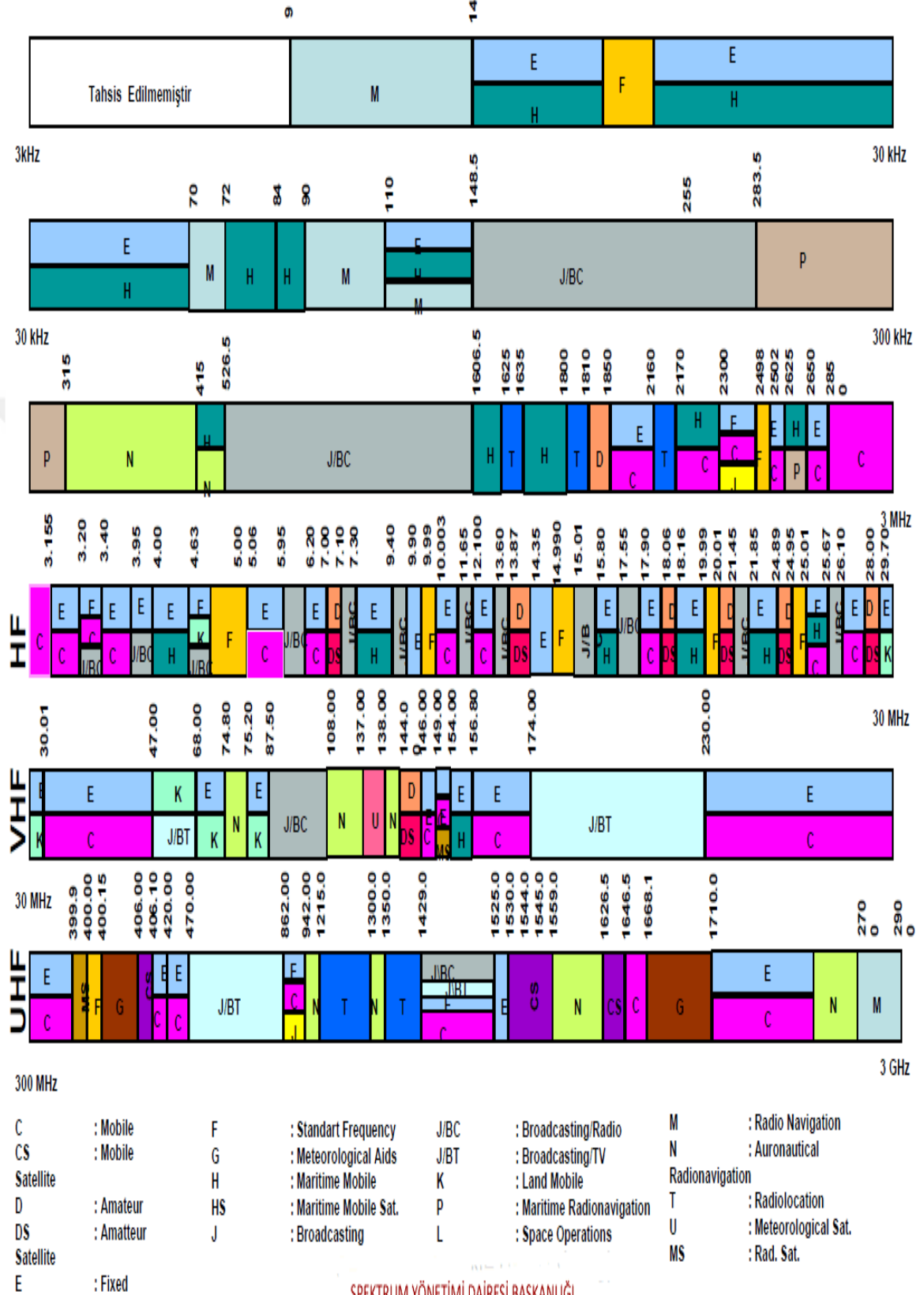
3.1. Bilişsel Radyo Kavramı

Vericiler ve alıcılar arasında kablosuz iletişimi sağlamak için kullanılan radyo frekans spektrumu, sınırlı bir doğal kaynaktır (Haykin, 2005). Elektromanyetik radyo spektrumu sınırlı bir doğal kaynak olduğundan, spektrum kullanımını geliştirmek önemlidir. Spektrum Politikası Görev Gücü tarafından hazırlanan ve Federal İletişim Komisyonu (FCC) tarafından yayınlanan rapora göre, lisanslı kullanıcılar tarafından kullanılmayan spektrum boşlukları nedeniyle radyo spektrumu tam olarak kullanılamamaktadır (Sezer, 2013). FCC'nin spektrum kullanımına ilişkin raporu, birçok lisanslı bandın kullanılmadığını ve boş kaldığını ortaya koymaktadır. FCC, ayrıca yoğun nüfuslu kentsel alanlarda spektrum kullanımının herhangi bir zamanda %35'i neredeyse hiç aşmadığını belirtmektedir (Muchandi ve Khanai, 2016).

Radyo Yönetmeliğinde 9 kHz ile 400 GHz arasındaki radyo spektrumu farklı servislere tahsis edilmiştir ve bir banda atanmayan spektrum bulunmamaktadır. Kullanıcı performansını etkilememek, farklı ağlar arasında zararlı parazitlerden kaçınmak ve belirli frekans bantlarında çalışmak için genellikle lisans gerekir (Matinmikko vd., 2008). Kablosuz iletişimin ana kaynağı olan spektrum kullanımları, gelişen teknolojiler ve kullanıcı talepleri dikkate alınarak telekomünikasyon düzenleme otoriteleri tarafından lisanslanmaktadır (Alakoca, 2018).

Türkiye'de spektrumun etkin ve verimli kullanılabilmesi için Bilgi Teknolojileri ve İletişim Kurumu (BTK) tarafından Milli Frekans Planı hazırlanmaktadır. Milli Frekans Planı tablosu Şekil 3.1'de verilmiştir (BTK, 2022). Spektrum yönetimi küresel olarak ITU tarafından koordine edilirken bölgesel koordinasyon sağlanması için bölge ülkelerinin oluşturduğu komisyonlar ya da ülkelerin kendi komisyonları bulunmaktadır. Bunlardan bazıları, Avrupa ülkeleri arasında koordinasyonu sağlamak için Avrupa Haberleşme Komisyonu (European Communication Commission, ECC) ve ABD'nin eyaletler arası ve uluslararası radyo, televizyon, telefon, uydu ve kablo haberleşmesini denetleyen Federal İletişim Komisyonudur (Federal Communications Commisions-FCC). Türkiye için ise bölgesel koordinasyon Avrupa Posta ve Telekomünikasyon İdareleri Birliği (CEPT) tarafından sağlanmaktadır (Sadreddini, 2018).

MİLLİ FREKANS SPEKTRUMU

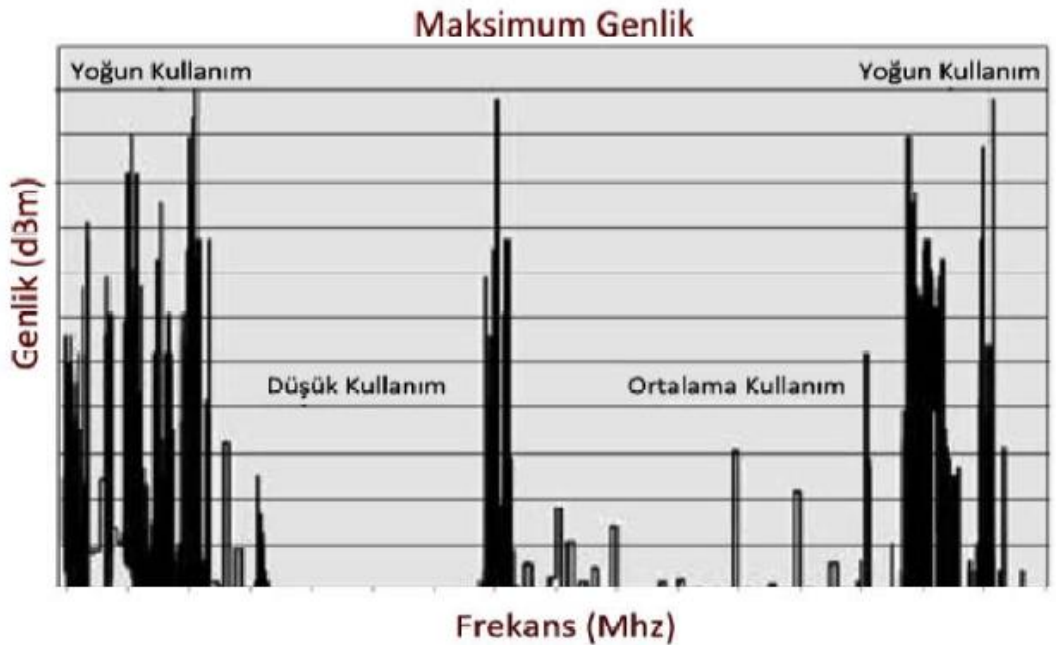


Şekil 3.1 Milli frekans planı

Günümüzün kablosuz ağı, sabit bir spektrum atama politikası ile karakterize edilmektedir. Bununla birlikte, atanan spektrumun büyük bir kısmı düzensiz olarak kullanılır ve atanan spektrumun kullanımındaki coğrafi varyasyonlar, zaman içinde yüksek bir varyansla %15 ila %85 arasında değişmektedir (Akyıldız, 2006). Özellikle büyük şehirlerde frekans spektrumu detaylı bakıldığı zaman şu hususlar göze çarpmaktadır:

- Frekans bantlarının büyük bir bölümü geniş zaman aralığında kullanılmadığı
- Kimi frekans bantlarının yalnızca kısmi olarak kullanıldığı
- Diğer frekans bantlarının yoğun kullanıldığı (Çiçek, 2021)

Spektrumun yeterli ve verimli kullanılamaması haberleşme sisteminde büyük bir açık ortaya koymaktadır. Bu açığın çözümü için Bilişsel Radyo kavramı yeni bir teknoloji olarak çıkmıştır. Bilişsel Radyo (BR), boş bantları tespit ederek lisanssız kullanıcılara spektrum bandını tahsis etmektedir. Frekans bantlarının kullanım durumu Şekil 3.2’de verilmiştir (Çiçek vd., 2008). Bazı frekans bantlarının yoğun olarak işgal edildiğini ve bazı frekans yuvalarının orta düzeyde kullanıldığını göstermektedir. Kalan frekans bantları dolu değildir. Spektrum boşluklarının kullanılamaması problemini çözmek için Bilişsel Radyo tekniğine ihtiyaç doğmuştur (Muchandi ve Khanai, 2016).



Şekil 3.2. Spektrum kullanımı

Şekil 3.2’de frekans bölgesine göre kullanım sıklıkları gösterilmektedir. Şekilden de anlaşılacağı üzere her frekans bölgesi için yoğun bir kullanım söz konusu değildir. Düşük veya ortalama kullanıma sahip spektrum boşluklarının değerlendirilmesi gerekmektedir. Bilişsel Radyo, lisanslı kullanıcılar tarafından düşük kullanıma sahip frekans bölgesinin spektrum boşluğunu ikincil kullanıcılar ile doldurmaktadır. Bu sayede spektrumun daha verimli ve etkin kullanılması sağlanmaktadır.

Çeşitli kablosuz uygulamaları ve hizmetleri parazitsiz bir temelde desteklemek için, sabit spektrum erişimi (FSA) politikası, spektrumun her bir parçasını belirli bir bant genişliği ile bir veya daha fazla özel kullanıcıya atayan spektrum düzenleyicileri tarafından benimsenmiştir. Bunu yaparak, tahsis edilen spektrumdan sadece atanan lisanslı kullanıcılar yararlanma hakkına sahiptir ve diğer kullanıcıların, lisanslı kullanıcılar tarafından kullanıp kullanmadığına bakılmaksızın, kullanmasına izin verilmez. FSA’nın spektrumu verimsiz ve esnek olmayan spektrum tahsis politikası olduğu görülmektedir. Kablosuz iletişim endüstrisinin gelişimini sürdürmek ve radyo spektrumunun kullanım verimliliğini artırmak için yeni çözümler geliştirilmelidir (Liang vd., 2011).

Dinamik spektrum erişimi (DSA), ikincil kullanıcıların lisanslı spektrum bantlarındaki spektrum deliklerine veya beyaz boşluklara erişmesine izin veren yeni bir spektrum paylaşım paradigmasıdır. DSA, spektrum kıtlığı sorununu hafifletmek ve spektrum kullanımını artırmak için umut verici bir teknolojidir. DSA ile ikincil kullanıcılar (İK) dinamik olarak boş spektrum bantlarını arar ve kablosuz iletişim için bunlara geçici olarak erişebilmektedir. Birincil kullanıcılara (BK) müdahaleyi önlemek için, İK’lar sürekli olarak spektrum bantlarını izlemek durumundadır ve BK’lar bir bant kullanmaya başladığında İK’lar bandı terk etmelidirler. DSA, Bilişsel Radyo teknolojisindeki son gelişmeler sayesinde mümkün olmuştur (Song vd., 2012).

Spektrumu lisanslama yoluyla kısıtlı erişim, boş spektruma yol açar. Spektral deliklerden fırsatçı bir şekilde yararlanmaya ve spektrum kullanımını iyileştirmeye yönelik yenilikçi yaklaşım Bilişsel Radyodur. Bilişsel Radyo kavramı ilk olarak Joseph Mitola tarafından ortaya atılmıştır. Bilişsel Radyo, radyo spektrumunun verimli kullanımı için lisanssız kullanıcının kullanılmayan lisanslı bantları, lisanslı kullanıcıya zararlı bir müdahale olmaksızın geçici olarak kullanmasına izin veren akıllı bir kablosuz sistemdir (Patil vd., 2011).

Bilişsel Radyoda birincil ve ikincil kullanıcılar olmak üzere iki ana varlık mevcuttur. Birincil kullanıcılar (BK), bir spektruma atanan lisanslı kullanıcılardır. İkincil kullanıcılar (İK), lisans sahibi olmayan kullanıcılardır. İK'lar birincil kullanıcılar etkin olmadığında, lisanslı spektrumlar veya bunun bölümleri üzerinden sinyal gönderip almaktadır. İkincil kullanıcılar, radyo ortamını ölçme ve kullanılmayan lisanslı spektrumdan akıllıca yararlanma ve birincil kullanıcılar aktif olduğunda bundan vazgeçme yeteneğine sahip olmalıdır. Bilişsel Radyo sistemlerinin başarılı çalışmasının anahtarı, kablosuz ortamları geniş frekans bantları üzerinden ölçmek ve spektrum deliklerini ve işgal edilen bantları belirlemektir (Ariananda vd., 2009).

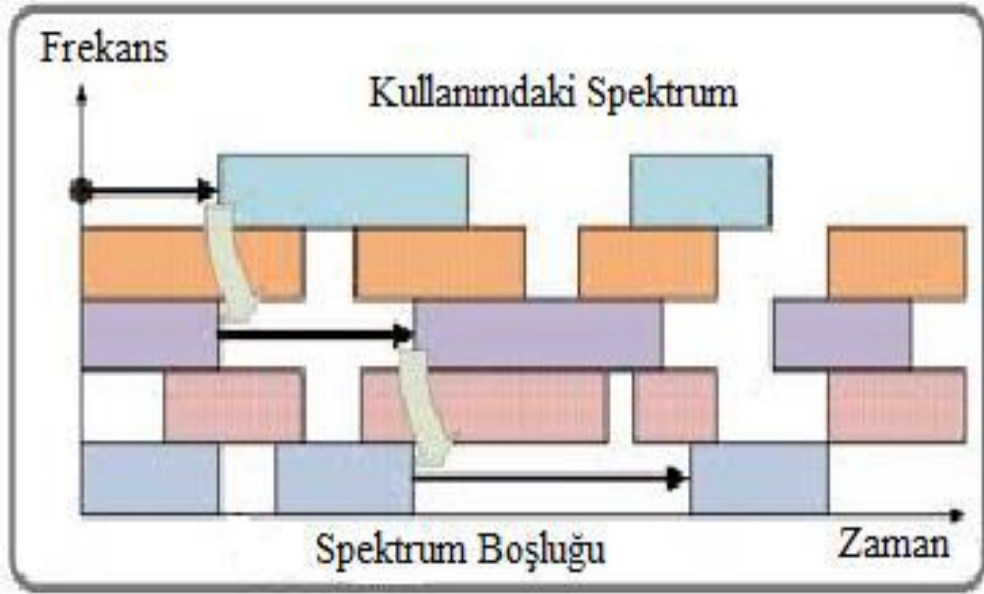
Spektrum verimsizliği problemlerini çözmek için dinamik spektrum erişim teknikleri kullanılmaktadır. Dinamik spektrum erişim tekniklerinin anahtar etkinleştirme teknolojisi, kablosuz kanalı lisanslı kullanıcılarla fırsatçı bir şekilde paylaşma yeteneği sağlayan Bilişsel Radyo (BR) teknolojisidir. BR ağlarının, heterojen kablosuz mimariler ve dinamik spektrum erişim teknikleri aracılığıyla mobil kullanıcılara yüksek band genişliği sağlaması öngörülmektedir. Bu hedef ancak dinamik ve verimli spektrum yönetimi teknikleri ile gerçekleştirilebilir. Bununla birlikte, Bilişsel Radyo ağları, çeşitli uygulamaların çeşitli hizmet kalitesi gereksinimlerinin yanı sıra mevcut spektrumdaki yüksek dalgalanma nedeniyle benzersiz zorluklar getirmektedir. Bu zorlukların üstesinden gelmek için, Bilişsel Radyo ağındaki her bir BR kullanıcısı şunları yapmalıdır:

- Spektrumun hangi bölümlerinin mevcut olduğunu belirleme
- Mevcut en iyi kanalı seçme
- Diğer kullanıcılarla bu kanala erişimi koordine etme
- Lisanslı bir kullanıcı tespit edildiğinde kanalı terk etme

Bu yetenekler, dört ana zorluğu ele alan spektrum yönetimi işlevleri aracılığıyla gerçekleştirilmektedir. Bunlar; spektrum algılama, spektrum kararı, spektrum paylaşımı ve spektrum hareketliliğidir (Akyıldız vd., 2008). Spektrum yönetimi işlevi olan bu dört yöntem bir döngü meydana getirmektedir. Bir halkanın zincirleri gibi birbirlerine bağlıdırlar. Halkanın en önemli zinciri ise spektrum algılamadır ki tezin ana hattı da bu yöntemdir. Spektrumun algılanması kadar doğru algılanması da önem arz etmektedir.

Spektrumun doğru algılanıp birincil kullanıcı ile girişime neden olmadan frekans bandını kullanmak başarılı bir haberleşme anlamına gelmektedir.

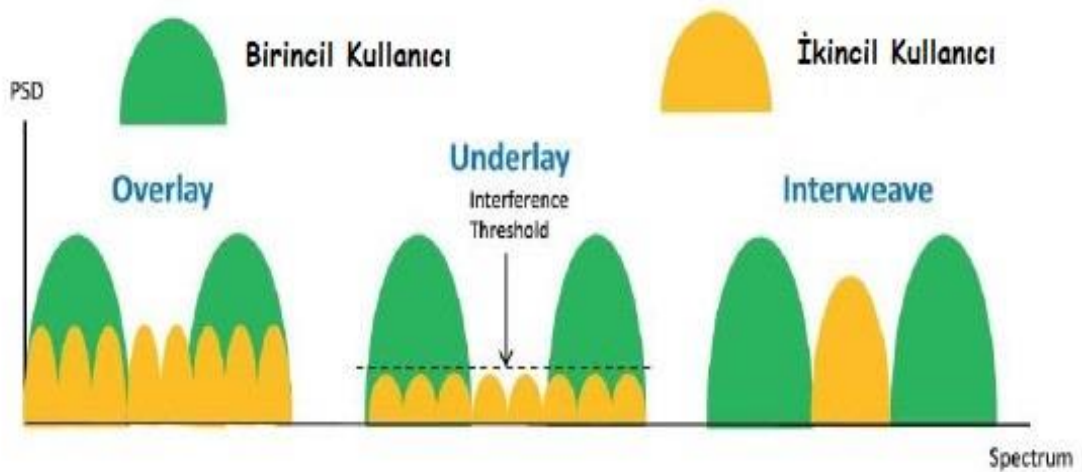
Bilişsel Radyo ağlarında spektrum aralıkları belirlenerek aralıklar arasında transfer olması haberleşme kalitesi ve devamlılığı açısından önemli bir özellik olup Şekil 3.3'te gösterilmiştir (Koçkaya, 2021). Bilişsel Radyo teknolojisi kullanılmayan spektrumun geçici olarak kullanılmasını sağlamaktadır. İkincil kullanıcı tarafından kullanılan spektrum bandına birincil kullanıcının gelmesi durumunda Bilişsel Radyo kullanıcısı başka bir spektrum boşluğuna geçmesi gerekmektedir. Şekil 3.3'te görüldüğü üzere Bilişsel Radyo kullanıcısı spektrum boşluklarında hareket etmektedir. İletim güç seviyesini ya da modülasyon şemasını değiştirerek de aynı bantta kalmaya devam edebilmektedir.



Şekil 3.3. Spektrum boşluklarının kullanımı

Bilişsel Radyo ağlarında lisanssız kullanıcıların üç ana modelden birini kullanarak spektruma erişim sağlayabilmektedir. Şekil 3.4'te Bilişsel Radyo türleri ve spektrumda yerleşimleri gösterilmiştir. Bunlar; alt sınırlı yaklaşım (underlay), yer paylaşım yaklaşımı (overlay) ve iç içe yaklaşım (interweave) olarak adlandırılmaktadır. Alt sınırlı yaklaşımda bilişsel kullanıcıların, birincil kullanıcılara neden olan müdahalenin belirli bir eşiğin altında olması durumunda çalışmasına izin vermektedir. Yer paylaşımli yaklaşımda Bilişsel Radyolar, kendi iletişimleri için bir miktar ek bant genişliği elde ederken, bilişsel

olmayan radyoların iletişimini sürdürmek veya iyileştirmek için karmaşık sinyal işleme ve kodlama kullanmaktadır. Lisanslı kullanıcının varlığında, lisanslı kullanıcının mesajlarından bilgi alarak aynı anda spektruma erişmektedir. Son olarak, iç içe yaklaşımda ise Bilişsel Radyolar, diğer aktarımları kesintiye uğratmadan iletişim kurmak için spektral deliklerden fırsatçı bir şekilde yararlanmaktadır. Bu yaklaşım modelinde, BR kullanıcılarının spektrumu anlık olarak kontrol etmeleri ve yakaladıkları spektrum boşluklarını fırsatçı bir şekilde değerlendirerek spektruma erişmeleri istenmektedir. Literatürde genel olarak iç içe yaklaşım modeli benimsenmiştir (Goldsmith vd., 2009). Bilişsel ağların iç içe yaklaşım modeli, spektrumun verimsiz kullanımı nedeniyle ortaya çıkan ana fikirdir. BK'ların kullanmadığı hem zaman hem de frekans uzayında spektrum deliği oluşabilmektedir. İK'lar bu kullanılmayan spektrum deliğini belirli bir zaman diliminde algılayabilmekte ve orada haberleşebilmektedir. Bu spektrumun lisanslı sahibi geldiğinde İK banttan ayrılarak kullanılmayan başka bir banda geçmektedir. Bu sayede spektrumun verimli kullanımı olan temel amaç sağlanmış olmaktadır (Khoshkholgh vd., 2010). Şekil 3.4'te de görüldüğü üzere alt sınırlı ve yer paylaşım yaklaşımları hem BK hem de İK'nın bir arada var olmasına izin verirken, iç içe yaklaşım modu İK'nın yalnızca boş spektruma erişmesine izin vermektedir.

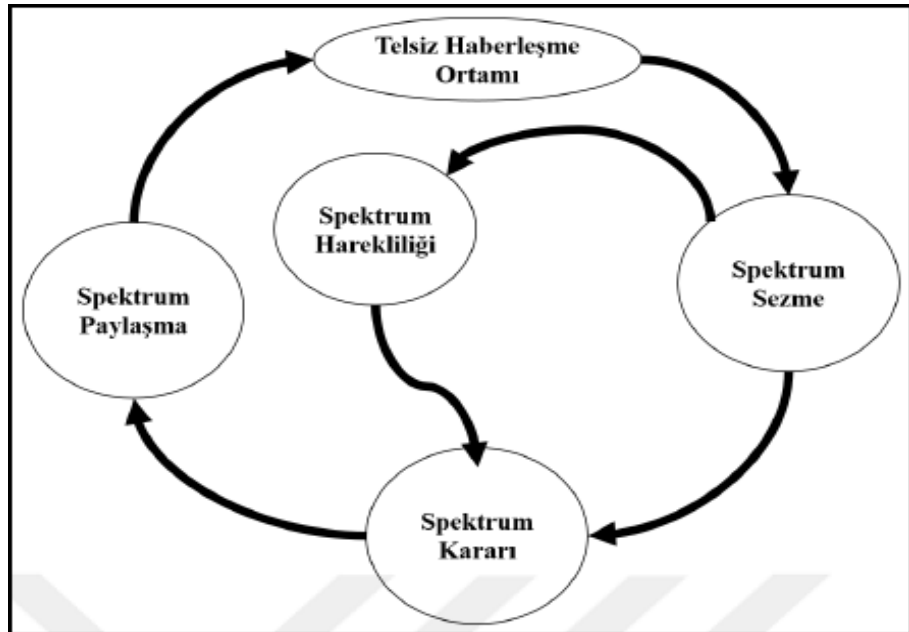


Şekil 3.4. Bilişsel Radyoda spektrum yerleşimleri

3.2. Bilişsel Radyo İşlevleri

Bilişsel Radyo, verici parametrelerini faaliyet gösterdiği ortamla etkileşime dayalı olarak değiştirebilen bir radyodur. Bu tanımdan, Bilişsel Radyonun iki ana özelliği tanımlanabilir:

- Bilişsel yetenek: Radyo teknolojisinin radyo ortamından bilgileri yakalama veya algılama yeteneğini ifade etmektedir. Bu yetenek, ilgilenilen bazı frekans bantlarındaki gücü izleyerek basitçe gerçekleştirilemez, ancak radyo ortamındaki zamansal ve uzamsal değişimleri yakalamak ve diğer kullanıcılara müdahaleyi önlemek için daha karmaşık teknikler gereklidir. Bu yetenek sayesinde, spektrumun belirli bir zamanda veya yerde kullanılmayan kısımları belirlenebilir. Sonuç olarak, en iyi spektrum ve uygun çalışma parametreleri seçilebilir.
- Yeniden Yapılandırılabilirlik: Bilişsel yetenek, spektrum farkındalığı sağlarken, yeniden yapılandırılabilirlik, radyonun radyo ortamına göre dinamik olarak programlanmasını sağlar. Daha spesifik olarak, Bilişsel Radyo, çeşitli frekanslarda iletmek ve almak ve donanım tasarımı tarafından desteklenen farklı iletim erişim teknolojilerini kullanmak üzere programlanabilir (Akyıldız vd., 2006).



Şekil 3.5. Bilişsel Radyo döngüsü

Şekil 3.5'te Bilişsel Radyonun dört temel işlevi döngüsü ile bilişsel kullanıcıların bilişsel döngüde spektrumu kullanmalarına olanak tanır (Zareei vd., 2017). Lisanssız kullanıcılar, spektrum bantlarına erişmek için bu dört işlevi kullanmalıdır. Bilişsel Radyo kullanıcısı, bilişsel döngüye başlamak için önce spektrum algılama süreci olarak adlandırılan spektrum deliklerini algılamalıdır. İK, spektrum bantlarını algılayarak BK aktivitesini periyodik olarak kontrol etmektedir. Verici İK, BK iletiminin varlığını algılamaktadır. Birden fazla spektrum boşluğu olduğunda İK, istediği hizmet kalitesine göre spektrum karar fonksiyonu ile kendisine en uygun spektrumu seçmektedir. Spektrumun lisanslı sahibi, İK spektrumu kullanmaya başladıktan sonra gelirse, İK, iletimini kesmeden spektrumdan ayrılmalıdır. Bunu yapmak için başka bir spektrum deliği algılar ve oraya göç ederek iletimine devam eder. Bu, Bilişsel Radyonun spektrum hareketliliği işlevidir. İK'lar arasındaki spektrum deliklerinin etkin kullanımı, spektrum paylaşım fonksiyonu ile mümkündür. Bu işlev, mevcut spektrum deliklerine erişmek için farklı İK'lar arasında koordinasyon sağlar (Gölge, 2022).

3.2.1. Spektrum sezme

Bilişsel döngünün temel fonksiyonlarından biri spektrum sezmedir. Spektrumu dönemsel olarak algılayarak birincil kullanıcıların davranışını ve spektrumun vaziyetini belirlemek spektrum sezmenin gayesidir. Bilişsel Radyo kullanıcıları boş spektrumu belirleyerek lisanslı kullanıcılara müdahale etmeden spektruma ulaşmaya çalışırlar (İngök, 2013).

Radyo spektrumu, farklı uygulamalar tarafından kullanılan daha küçük bantlara bölünmüştür ve bu uygulamalar, herhangi bir zamanda bu bantlara erişmesine ve serbestçe iletmesine izin verilen ancak herhangi bir zararlı girişimi önlemesi gereken lisanslı kullanıcılar olarak bilinir. Bilişsel Radyo ağı, birincil kullanıcı boştayken ikincil kullanıcılara aynı spektrum bantlarını atadığından, BR ağının, yalnızca boş bantlar için ikincil kullanıcı atamak ve birincil kullanıcılarla etkileşimi önlemek için her zaman kanal koşullarını bilmesi gerekir. Spektrumun algılanması, kanal bilgilerinin BR yığınının daha yüksek katmanına sağlanmasından sorumlu olan süreçtir. Kanal durumu birincil kullanıcılarla dolu olabilir veya boş olabilir. Radyo spektrumunu araştırmak için mevcut yaklaşım, tüm frekans bileşenlerini veren kanalın güç spektrum yoğunluğunu (PSD) kullanan enerji dedektörüdür. PSD sonuçları, kanalın boş olup olmadığını doğrulayan

karar verici devresine iletmektedir. Bunun sonucunda kanalın boş olup olmadığı anlaşılır (Gwassı, 2018).

3.2.2. Spektrum kararı

Spektrum kararının algılama kısmı, ikincil kullanıcı koşullarıyla uyumlu bir spektrum boşluğu gibi en iyi spektrum bandını seçme veya tespit etme yeteneğine sahiptir. Bu nedenle, bir spektrum kararı, ikincil kullanıcı gereksinimleri için en iyi kanalı seçme yeteneği anlamına gelebilir. Ayrıca, Bilişsel Radyo ağlarına en iyi kanalı atadığı için bir spektrum ataması olarak bir spektrum kararı olarak adlandırılabilir (Al-Janabi, 2019).

Spektrum kararı, üç ana işlevi içerir: spektrum karakterizasyonu, spektrum seçimi ve BR yeniden yapılandırmasıdır. Boş spektrum bantları belirlendikten sonra her bir spektrum bandı, yerel gözlemlere ve birincil ağların istatistiksel bilgilerine dayalı olarak karakterize edilmektedir. İkinci adım, spektrum bandı karakterizasyonuna dayalı olarak en uygun spektrum bandının seçimini içermektedir. Üçüncü olarak, bir BR, alıcı-verici parametrelerini, seçilen spektrum bandı içindeki iletişimi desteklemek için yeniden yapılandırabilmelidir (Masonta vd., 2012) .

Özetle spektrum kararı, spektrum algılama bilgisine dayalı olarak kullanıcıya istenen özellikleri yakalamak için mevcut tüm aday bantlar arasından en uygun frekans bandını seçme sürecidir (Özbay, 2015).

3.2.3. Spektrum paylaşımı

BR ağlarında, spektrum paylaşımı, ikincil kullanıcıların birincil kullanıcıların lisanslı spektrumunu, İK'lardan gelen girişimin BK'lar tarafından zararlı kabul edilmemesi koşuluyla paylaşmasına izin veren önemli bir tekniktir (Zhao vd., 2015). Spektrum paylaşım sistemindeki temel amaç, BK'ların performansını düşürmeden İK'ların performansını arttırmaktır. Bu sistemdeki İK'lar, birincil alıcıda ortaya çıkan girişimin, girişim güç kısıtlaması olarak bilinen önceden belirlenmiş bir eşiğin altında olması koşuluyla BK'ların spektrumlarını paylaşır. BK'daki girişim gücü kısıtlamasının amacı, o BK'nın performansını korumaktır. Bu kısıtlama, ilgili BK'nın hizmet türü ve hizmet kalitesi (QoS) tarafından belirlenir. Bu nedenle, iletim gücünü, girişim gücü kısıtlaması

altında izin verilirken aynı zamanda kendi kapasitesini en üst düzeye çıkaracak şekilde tasarlama yükü İK'ya aittir. Bu girişim gücü kısıtlaması, bu nedenle, BK'nın QoS'sini aynı anda karşılarken İK'nın performansını belirlemede önemli bir faktördür (Kim vd., 2011).

Spektrum paylaşım protokolleri sınıflandırılmıştır. Bu sınıflandırma, lisanslı spektrumun erişim teknolojisine, ağ mimarisine ve erişim davranışına dayanmaktadır.

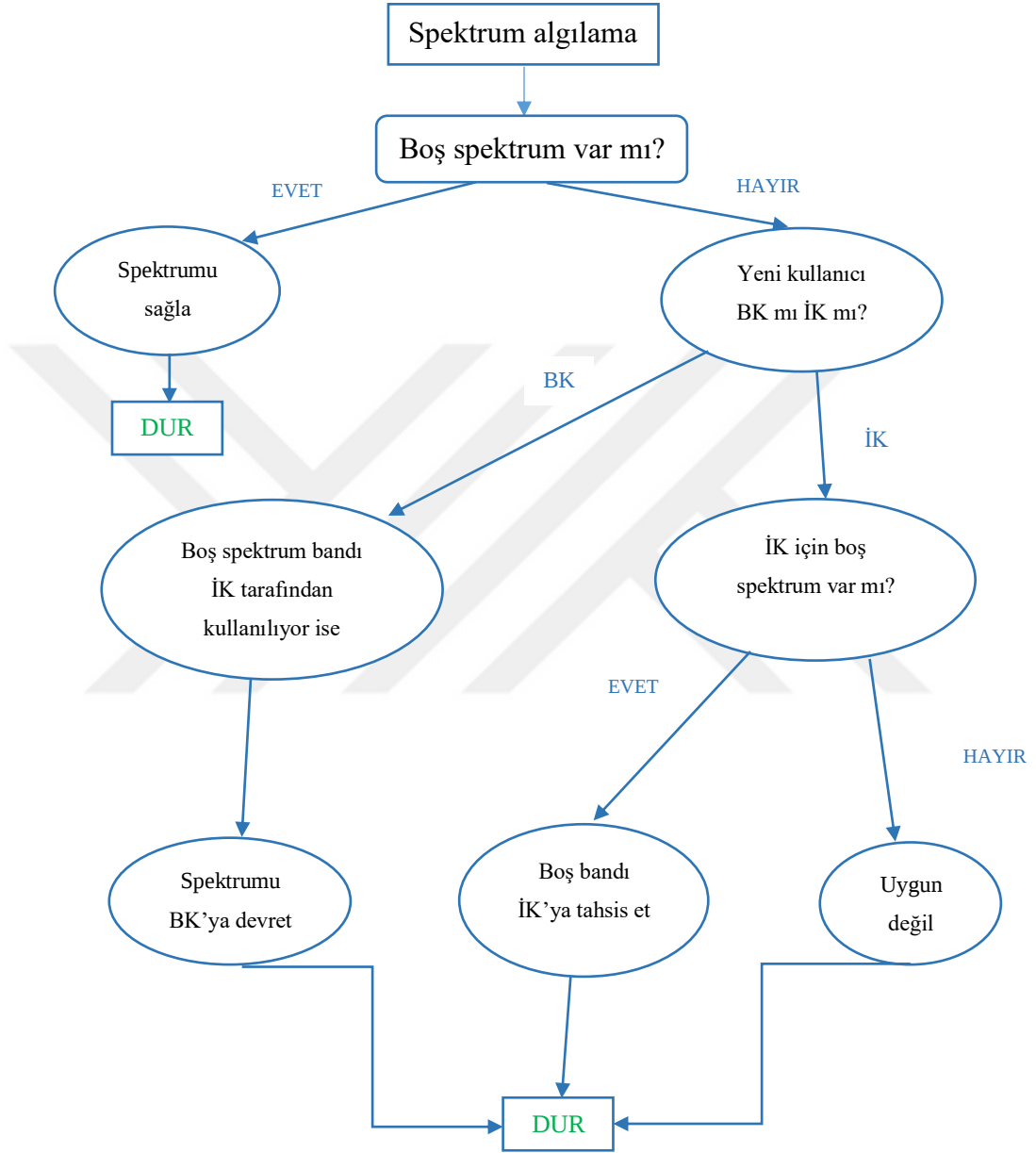
- Ağ mimarisi: Merkezileştirilmiş ve dağıtılmış olarak kategorize edilir. Merkezileştirilmiş yöntemde, ikincil kullanıcıları yönetmek için spektrum tahsisini kontrol etmekten ve koordine etmekten merkezi bir birim sorumludur. Bununla birlikte, dağıtılmış teknolojilerde, her ikincil kullanıcı, çevresindeki ortamdan gözlemlerine dayanarak spektrum erişim stratejisini düzenler ve kontrol eder.
- Erişim davranışı: İşbirlikçi veya işbirliksiz olabilir. İşbirlikçi yöntemde, ikincil kullanıcılar ortak bir hedefe ulaşmak için birbirleriyle işbirliği yaparlar. Öte yandan, ikincil kullanıcılar verilerini göndermek ve spektrumdan yararlanmak için işbirlikçi olmayan bir modda gibi davranabilir.
- Erişim teknolojisi: Spektrum kullanımındaki düzenlilik kısıtlamalarına bağlı olarak, erişim teknolojisi, iç içe geçme, altlık ve üst üste bindirme olarak kategorize edilmektedir (Babaei, 2016).

3.2.4. Spektrum hareketliliği

Spektrum hareketliliği, bir Bilişsel Radyo kullanıcısının, kesintisiz iletişim gereksinimleriyle yüksek kaliteli iletimi sürdürmek için bir hareket veya yer değişikliği nedeniyle çalışma frekansını değiştirdiği bir süreçtir. Radyo terminallerinin mevcut en iyi frekans bandında çalışmasını sağlayarak spektrumunu dinamik bir şekilde kullanmayı hedefler (Jaiteh, 2016).

Spektrum hareketliliği, BR kullanıcılarının çalışma frekans bandının değişimi ile ilgili bir fonksiyondur. Lisanslı bir kullanıcı, halihazırda lisanssız bir kullanıcı tarafından kullanılmakta olan bir radyo kanalına erişmeye başladığında, lisanssız kullanıcı, boş spektrumunu aktif bir spektrum bandına değiştirebilir. Çalışma frekans bandındaki bu değişiklik, spektrum geçişi olarak bilinir. Protokol yığınlarındaki farklı katmanlardaki

protokol parametreleri, spektrum geiři sırasında yeni alıřma frekansı bandına uyacak řekilde ayarlanmalıdır. Spektrum aktarımı, lisanssız kullanıcının yeni spektrum bandında veri iletimine devam edebilmesini saėlamaya alıřmalıdır (Ghosh vd., 2014).



Şekil 3.6. Spektrum paylaşımı akıř řeması

Şekil 3.6'da bir spektrum paylaşım akıřı gösterilmektedir. Biliřsel Radyo sisteminde spektrum algılandıktan sonra spektrumun boř yada dolu olmasına gre birincil kullanıcı ile ikincil kullanıcı arasındaki seimi zetleyen bir diyagram izilmiřtir. Spektrum paylaşımı, aėda farklı kullanıcılara sahip birden fazla kullanıcı arasında meydana

gelebilecek akışma veya akışmayı önlemek için birden fazla İK'nın birincil kullanıcı olarak aynı bandı kullanmasına izin verme yeteneğinin akış şemasıdır.

3.3. Bilişsel Radyoda Spektrum Algılama Yöntemleri

Spektrum algılama, Bilişsel Radyo döngüsünde en temel işlemdir. Döngünün başlayabilmesi için öncelikle spektrum boşluklarının algılanması gerekmektedir. Birincil kullanıcılarla ikincil kullanıcıların girişim yapmaması spektrum algılama için önemli bir adımdır. Spektrum boşlukları kullanıcılar arasında girişime sebep olmadan spektrum algılama teknikleri kullanılarak BK'ların durumu belirlenmelidir.

Bir algılama algoritmasının performansı genellikle iki olasılık ile gösterilir. Tespit olasılığı, P_d , algılama algoritmasının birincil sinyalin varlığını tespit etme olasılığını tanımlar. Yanlış alarm olasılığı, P_{fa} , birincil sinyalin varlığını iddia eden algılama algoritmasının olasılığını tanımlar (Zeng vd., 2008). Bilişsel Radyoda P_{fa} , ikincil kullanıcı için spektrum yeniden kullanımının boşa harcanmasının bir ölçüsüdür, P_d ise ikincil kullanıcının birincil kullanıcıya karışmamasının ölçüsüdür. Belirli bir sinyal örnek boyutu için, P_d daha yüksek ve P_{fa} daha düşükse algılama performansı daha iyidir (Luo vd., 2022).

Literatürde spektrum algılama için çok sayıda yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntemlerin sınıflandırılması kolay değildir. Bunun nedeni geliştirilen bazı tekniklerin birden fazla sınıfa dahil olabilmesidir. Spektrum algılama yöntemleri genel olarak girişim tabanlı algılama teknikleri, birincil verici algılama teknikleri ve birincil alıcı algılama teknikleri olarak üç ana gruba ayrılmıştır.

3.3.1. Girişim tabanlı algılama

Parazit kaynaklarının öngörülemeyen görünümü nedeniyle radyo frekans gürültü tabanının yükselmesi ve dolayısıyla sinyal kapsamının aşamalı olarak bozulmasına neden olması mümkündür. Böyle bir olasılığa karşı korunmak için, FCC Spektrum Politikası Görev Gücü, girişim değerlendirmesinde bir paradigma değişikliği, yani vericideki büyük ölçüde sabit işlemlerden uyarlanabilir bir şekilde verici ve alıcı arasındaki gerçek zamanlı etkileşimlere doğru bir geçiş önermiştir. Bir radyo ortamındaki parazit kaynaklarını

ölçmeyi ve yönetmeyi amaçlayan metrik girişim sıcaklığıdır. Ayrıca, bir girişim-sıcaklık sınırının belirtilmesi, alıcının tatmin edici bir şekilde çalışmasının beklenebileceği belirli bir frekans bandında ve belirli bir coğrafi konumda radyo frekans ortamının "en kötü durum" karakterizasyonunu sağlar (Haykin, 2005). Bir alıcı antendeki girişim sıcaklığı, ilgilenilen frekans bandında kabul edilebilir radyo frekans girişi düzeyi için doğru bir ölçüm sağlar; bu banttaki herhangi bir iletim, gürültü tabanını girişim-sıcaklık sınırının üzerine çıkaracaksa zararlı olarak kabul edilmektedir. Girişim sıcaklığının aşılmadığı belirli bir frekans bandı verildiğinde, bu bant hizmet verilmeyen kullanıcılara sunulabilmektedir.

3.3.2. Birincil verici algılama yöntemi

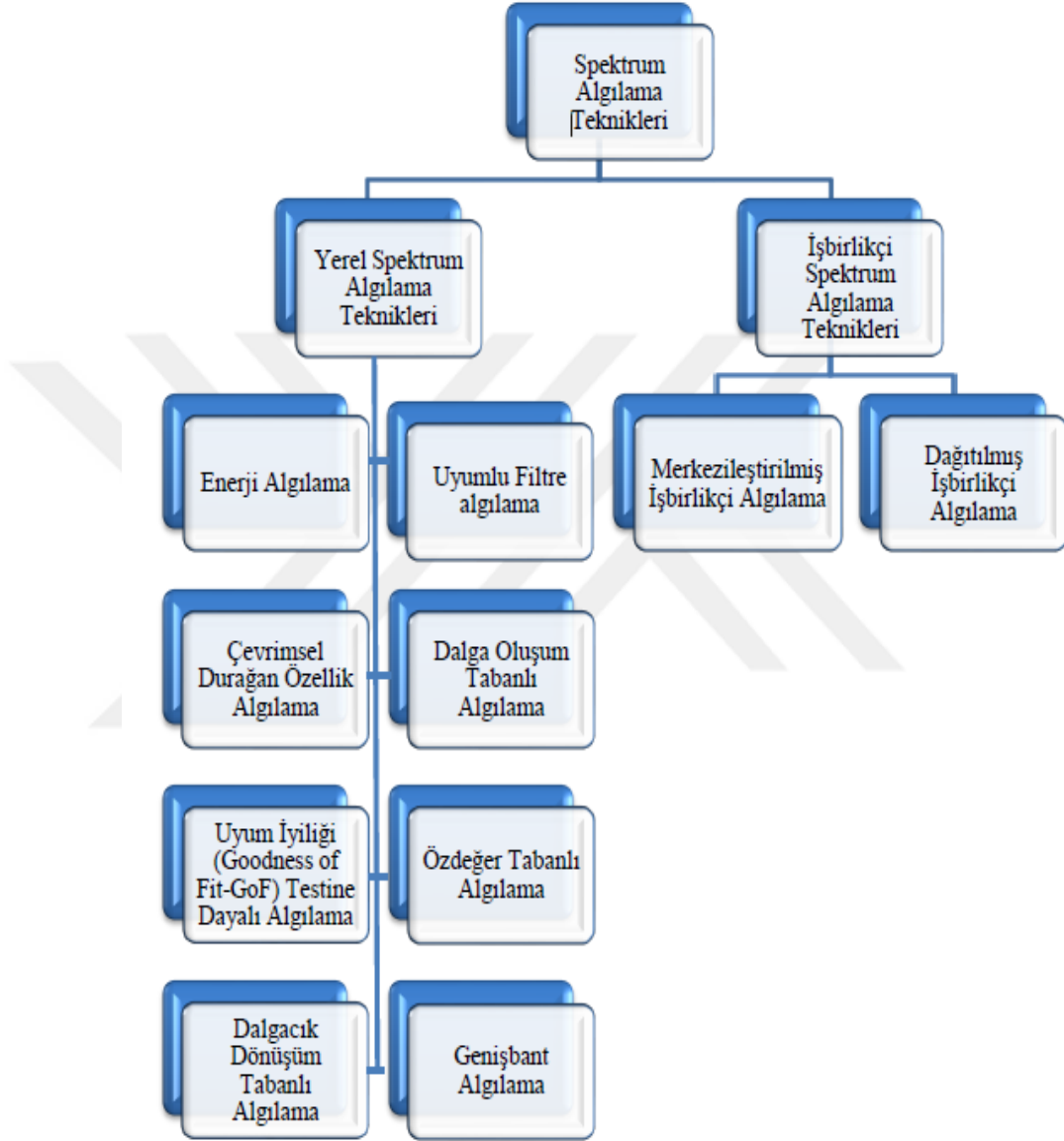
Birincil verici algılama yöntemi Bilişsel Radyo kullanıcısının yerel gözlemleri sonucunda lisanslı kullanıcı vericisinden gelen zayıf bir sinyalin belirlenmesine dayanmaktadır. Bu işlem yapılırken uyumlu filtreleme, enerji tabanlı algılama, dalga tabanlı algılama ve döngüsel durağan özellik algılama tekniklerinden bir tanesi kullanılır.

3.3.3. Birincil alıcı algılama yöntemi

Spektrum boşluklarını algılamanın en etkili yolu, bir BR kullanıcısının iletişim aralığında veri alan birincil kullanıcıları algılamaktır. Spektrum algılama işbirliğine dayalı algılama ve yerel algılama olarak ikiye ayrılır. Şekil 3.7’de tablo halinde spektrum algılama teknikleri gösterilmiştir. Yerel spektrum algılamada lisanssız kullanıcılar arasında işbirliğinin olmadığı her kullanıcının kendisinin karar verdiği bir tekniktir. İşbirliğine dayalı spektrum algılamada ise lisanssız kullanıcılar arasında bilgi alışverişine dayalı olarak spektrumun durumu tespit edilmektedir.

Her iki yönteminde avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır. Yerel spektrum algılama tekniğinin avantajı hesaplama ve uygulama basitliğidir. Dezavantajı ise gizli düğüm sorunu, çok yol ve gölgelemedir. İşbirliğine dayalı spektrum algılamanın avantajı optimuma yakın yüksek doğruluk, azaltılmış algılama süresi, gölgeleme etkisi ve gizli düğüm sorunları önlenbilmesidir. İşbirliğine dayalı algılamanın zorlukları arasında verimli bilgi paylaşım algoritmaları geliştirme ve artan karmaşıklık yer almaktadır. İşbirliğine dayalı algılama, yanlış algılama olasılığını ve yanlış alarm olasılığını önemli

ölçüde azaltmaktadır. Ayrıca, işbirliği gizli birincil kullanıcı sorununu çözmekte ve algılama süresini azaltmaktadır. İşbirlikçi algılamanın yerel algılamaya göre önemli ölçüde daha yüksek spektrum kapasitesi kazanımları sağlamaktadır (Arslan, 2007).



Şekil 3.7. Spektrum algılama teknikleri

3.3.3.1. Yerel spektrum algılama teknikleri

Her bir Bilişsel Radyo kullanıcısının spektrumun boş mu dolu mu olduğunu tespit ettiği spektrum algılama yöntemidir. Enerji algılama, uyumlu süzgeç algılama, çevrimsel durağan özellik algılama tekniği, dalgacık dönüşümü tekniği, GoF tekniği ve geniş bant

algılama tekniği gibi çok sayıda teknik sunulmuştur. Bu tekniklerden yaygın olarak kullanılanlar sırası ile açıklanmıştır.

Enerji tabanlı algılama: Sinyalle ilgili çok fazla bilginin olmaması durumunda, bir sinyalin varlığını belirlemek için bir enerji dedektörü kullanmak uygun görülmektedir. Enerji dedektörü, belirli bir zaman aralığında giriş dalgasındaki enerjiyi ölçer (Urkowitz, 1967). Eşik ayarı, yayılı spektrum sinyalinin tespiti vb. gibi birçok dezavantajı olmasına rağmen, enerji tespitinin en büyük avantajlarından biri, düşük hesaplama karmaşıklığı ve kısa algılama süresidir (Xuping ve Jianguo, 2007).

Uyumlu filtre algılama: İkincil kullanıcılar, birincil kullanıcı sinyali hakkında önceden bilgi biliyorsa, o zaman optimal algılama yöntemi eşleşen filtrelemedir, çünkü eşleşen bir filtre, algılamak için zaten bilinen birincil sinyali alınan sinyalle ilişkilendirmektedir. Birincil kullanıcı ve gürültü varlığında SNR'yi en üst düzeye çıkarmaktadır. Eşleştirilmiş filtrelemenin değeri, eşleşen bir filtre daha az alınan sinyal örneğine ihtiyaç duyduğundan, düşük bir kaçırılmış algılama ve yanlış alarm olasılığı gibi belirli bir algılama performansını elde etmek için gereken kısa süredir. Bununla birlikte, alınan SNR azaldıkça gerekli sinyal örneği sayısı da artar, bu nedenle eşleşen bir filtre için bir SNR duvarı vardır. (Wang ve Liu, 2010).

Uyumlu filtrenin ana avantajı, tutarlılık nedeniyle yüksek işlem kazancı elde etmek için daha az zaman gerektirmesidir. Bununla birlikte, eşleşen bir filtrenin önemli bir dezavantajı, Bilişsel bir Radyonun her birincil kullanıcı sınıfı için özel bir alıcıya ihtiyaç duymasındır bu da uygulama karmaşıklığına ve güç tüketimine neden olmaktadır (Cabric vd., 2004).

Çevrimsel durağan özellik algılama: Döngüsel özellik tespiti, birçok kablosuz iletişim sinyalinde doğal olarak bulunan döngüsel sabit özelliği kullanır. Bu özellik, iletilen sinyalin istatistiksel özelliklerinin zamanın fonksiyonları olarak periyodik olarak değiştiği anlamına gelmektedir. Siklo-durağanlık, ya modülasyon ya da kodlama ile üretilir ya da spektrum algılamasına yardımcı olmak için kasıtlı olarak ortaya çıkmaktadır. Siklo-durağan özellik tespiti, gürültünün arka planındaki sinyal özelliklerini çıkarabilen ve dolayısıyla enerji tespitinden daha etkili olabilen umut verici bir tekniktir.

Başlıca dezavantajları, belirli iletilen sinyal parametreleri hakkında önceden bilgi sahibi olma ihtiyacı ve yüksek hesaplama karmaşıklığıdır (Gavrilovska ve Atanasovski, 2011).

Dalga oluşum tabanlı algılama: Alınan sinyal ile kendisinin bilinen bir kopyası arasındaki korelasyona bakılmaktadır. Korelatör çıkışında elde edilen ifade eşik değeri ile karşılaştırılarak birincil kullanıcının varlığına ya da yokluğuna karar verilmektedir (Tuna ve Karagöz, 2012).

Uyum iyiliği (GoF) testine dayalı algılama: Sinyal iletimi olmadığında, Bilişsel Radyodaki yerel gözlemler, gürültü dağılımından bağımsız olarak çizilen bir dizi örneklemdir. Bu nedenle, birincil kullanıcıların varlığını tespit etmek için, gözlemlenen örneklerin gürültü dağılımından bağımsız olarak çekilip çekilmediğini eşdeğer olarak test edilmektedir. Bu tipik bir uyum iyiliği testi problemidir. Bu testte, iletilen sinyal hakkında herhangi bir varsayımda bulunmaya hiç gerek yoktur. Aynı algılama koşulları ve kanal ortamları altında GoF algılamanın, özellikle düşük bir SNR'de, enerji algılamadan çok daha iyi performans göstermektedir (Wang vd., 2009).

Dalgacık dönüşüm tabanlı algılama: Sinyal Gürültü Oranının (SNR) düşük değerlerinde, geleneksel yöntemler dolu ve boş bantlar arasında net bir ayırım sağlamamaktadır. Geleneksel yöntemlerden bir sapma, spektrum algılamayı gerçekleştirmek için dalgacıkları kullanmaktır. Dalgacıkların etkisi, kanal karakterizasyonu, ultra geniş bant iletişimi, ağ oluşturma, Bilişsel Radyolar vb. gibi tüm ana alanlarda hissedilmiştir. Dalgacıklar, gelen sinyali farklı frekans bantlarına ayırma özelliği ile spektrum algılamak için kullanılabilir. Bantları dolu ve boş olarak sınıflandıran spektrum üzerinde ilk olarak kaba bir algılama gerçekleştirilmektedir. Boş bantlar doğrudan tahsis edilebilir. Düşük SNR koşullarında, boş bir bantın dolu olarak sınıflandırılma ve dolayısıyla P_{fa} 'ya katkıda bulunma olasılığı vardır. Bu nedenle, dolu bantlar, tamamen dolu olmayabilecekleri için daha fazla analiz edilmelidir (Chandran vd., 2011).

Geniş bant algılama: Kablosuz uygulamaların muazzam büyümesiyle birlikte, lisanslı spektrum kullanıcılarına birçok spektrum bandı tahsis edilmiştir. Bunun yanı sıra daha fazla bant genişliğine ihtiyaç duyulmuştur. BR yönetmeliğinde, bir BR erişim sistemi, birden çok iletişim standardını kapsayan geniş bir frekans aralığında lisans sahiplerine

görünmez spektrum erişimi sağlamalıdır (Hur vd., 2006). Geniş bant spektrum algılama, geniş bir frekans aralığında daha fazla spektral fırsatlar bulmayı ve Bilişsel Radyo ağlarında daha yüksek fırsatçı toplam çıktı elde etmeyi amaçlamaktadır. Bununla birlikte, standart analogdan dijitale dönüştürücülere dayanan geleneksel geniş bant spektrum algılama teknikleri karşılanamayacak kadar yüksek örnekleme oranına veya uygulama karmaşıklığına yol açabilir; bu nedenle geniş bant spektrum algılama teknikleri önem kazanmaktadır (Sun vd., 2013).

Özdeğer tabanlı algılama: Özdeğer tabanlı algılama, istenen bir frekansta birincil kullanıcı sinyalinin varlığını algılayan düşük maliyetli bir spektrum algılama yöntemidir (Çiflikli ve Ilgın, 2018). Birincil kullanıcının parazitsiz bir iletişime sahip olması açık bir hakkıdır, bu nedenle ikincil kullanıcı, birincil kullanıcının kendi bandını kullanıp kullanmadığını tespit etmek için spektrumunu düzenli olarak algılamalıdır (Eslami, 2016). Özdeğer tabanlı algılama diğer yöntemlere göre en önemli avantajı, gürültü sinyali ve birincil kullanıcı sinyali hakkında ön bilgi gerektirmemesidir; ayrıca, hesaplama maliyeti çok düşüktür. Bu nedenle bu çalışmada özdeğer tabanlı spektrum algılama yöntemi seçilmiştir.

Çeşitli özdeğer tabanlı algılama algoritması mevcuttur. Zeng ve Liang tarafından rapor edilen maksimum özdeğer tabanlı algılama (MED), enerjiden minimum özdeğer tabanlı algılama (EME) ve maksimum minimum özdeğer tabanlı algılama (MME) algoritmalarıdır. Birincil kullanıcıları tespit etmek için, MED'in test istatistikleri, maksimum öz değeri önceden belirlenemeyen gürültü varyansı ile karşılaştırır ve bu nedenle güvenilir değildir. Öte yandan, EME ve MME spektrum algılama algoritmaları, daha üstün performans sağladığı gürültü belirsizliğinden bağımsızdır. Bununla birlikte, MME spektrum algılama algoritması daha yüksek matematiksel karmaşıklığa sahiptir ve verimsiz uygulamaya neden olabilir. Ayrıca, birincil kullanıcı bilgisi olmadan negatif SNR rejiminde yeterli performans gösterir ve gürültü belirsizliği altında iyi algılama performansı sunar. MME algılama algoritması, heterojen kablolu sensör ağı için oldukça tercih edilir (Chaurasiya ve Shrestha, 2019). Bu sebeplerden dolayı, spektrum algılama modeli için MME algoritması tercih edilmiştir.

3.3.3.2. İşbirlikçi spektrum algılama teknikleri

İşbirlikçi spektrum algılamada her BR, kendi yerel spektrum algılama ölçümlerini bağımsız olarak gerçekleştirir ve ardından BK'nın mevcut olup olmadığı konusunda ikili bir karar vermektedir. Tüm BR'ler kararlarını ortak bir alıcıya iletir. Ortak alıcı, BR kararlarını birleştirir ve BK'nın yokluğu veya varlığı için nihai bir karar verir (Letaief ve Zhang, 2009).

İşbirlikçi spektrum algılama sorunlardan biri, farklı hassasiyetlere ve algılama sürelerine sahip olabilecek çeşitli kullanıcıların sonuçlarının birleştirilmesidir. Bunu hesaba katmak için bir tür ağırlıklı birleştirme yapılması gerekir. Diğer ise işbirlikçi spektrum algılamada ayrıca bir kontrol kanalına olan ihtiyaçtır (Cabric vd., 2004).

İşbirlikçi spektrum algılama uygulanma şekline göre genel olarak merkezi ve dağıtık işbirlikçi spektrum algılama olarak iki tür başlık altında sınıflandırılır.

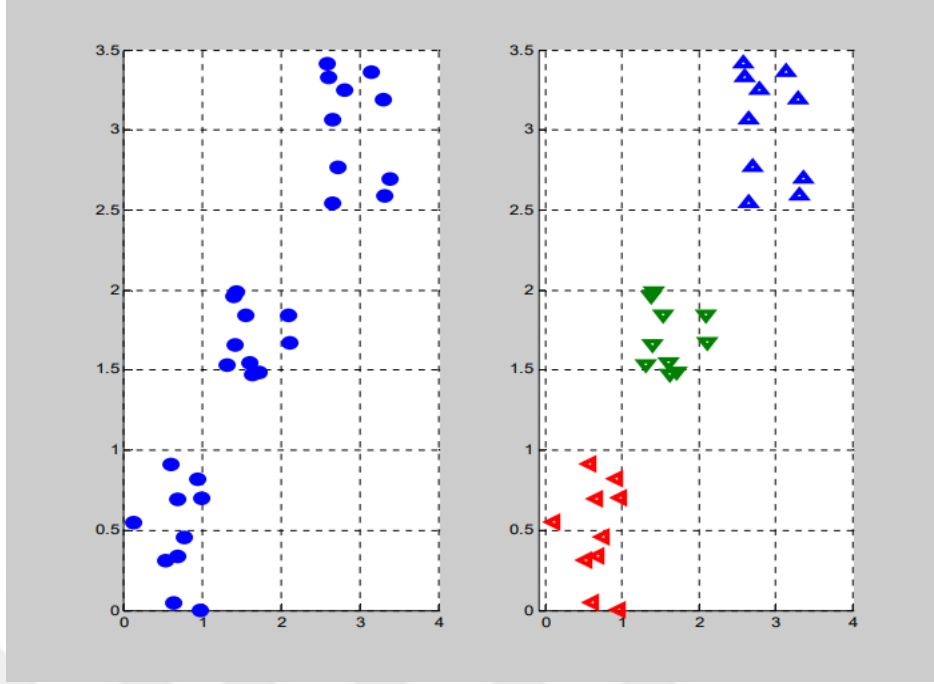
Merkezileştirilmiş işbirlikçi algılama: İşbirliği yapan tüm BR'lerden gelen güç ölçümleri ve kanal kazancı tahminleri merkezi bir birimde toplanmaktadır. Toplanan algılama bilgileri kullanılarak spektrum boşlukları tanımlanır.

Dağıtılmış işbirlikçi algılama: Dağıtılmış işbirlikçi algılamada, tüm ölçümlerin tek bir işlemcide toplanmasını gerektirmez, bunun yerine, BR ağındaki tek atlamalı komşu düğümler arasında yalnızca yerel mesaj geçişini gerektiren, fikir birliğine dayalı ağ içi işleme gerçekleştirilmektedir. Bazı durumlarda, ölçeklenebilirlik ve sağlamlık sorunları nedeniyle dağıtılmış bir algoritma, merkezi bir uygulamadan daha fazla tercih edilebilmektedir (Kim vd., 2010).

3.4. Kümeleme Analizi

Veriler ve değişkenler arasındaki benzerlikleri veya farklılıkları bulmaya izin veren birçok istatistiksel teknik vardır. Kümeleme analizi, karmaşık veri kümeleri içindeki yapıyı keşfetmek için birçok farklı tekniği kapsamaktadır. Kümeleme analizi, her grubun az çok homojen ve diğer gruplardan farklı olması için gruplara gözlemler atayarak sınıflandırma yapmak için tasarlanmış bir teknik yelpazesine verilen addır. Kümeleme analizinin amacı, verileri veya değişkenleri kümeler halinde gruplandırmaktır; öyle ki bir küme içindeki öğeler kendi aralarında yüksek derecede doğal ilişkiye sahipken, kümeler birbirinden nispeten farklıdır (Hervada-Sala ve Jarauta-Bragulat, 2004). Veri miktarlarının artmasına paralel olarak kümeleme analizi de daha fazla önem kazanmaktadır. Dağınık veri toplulukları arasından veriye ulaşmak zor olacağından kümeleme bu anlamda büyük kolaylık sağlamaktadır. Kümeleme analizi pek çok alanda biyoloji, psikoloji, istatistik, tıp, makine öğrenimi, arkeoloji ve sosyoloji gibi kullanım alanında kendine yer bulmaktadır. Kümeleme, müşteri gruplarını satın alma kalıplarına göre karakterize etmede, web belgelerini kategorize etmede, benzer işlevselliğe sahip genleri ve proteinleri gruplandırmada, sismolojik verilere dayalı olarak depreme eğilimli mekânsal konumları gruplandırmada yararlıdır. Mevcut kümeleme algoritmalarının çoğu, bazı statik modellere uyan kümeler bulmaktadır. Bazı durumlarda etkili olsa da kullanıcı uygun statik model parametrelerini seçmezse, bu algoritmalar bozulabilir, yani verileri yanlış bir şekilde kümeleyebilir. Veya bazen model, kümelerin özelliklerini yeterince yakalayamaz. Bu algoritmaların çoğu, veriler farklı şekillerde, yoğunluklarda ve boyutlarda kümeler içerdiğinde bozulur (Karypis vd., 1999).

Kümeleme analizi birkaç adımdan oluşan bir çözüm sürecidir. Veri girişi analizin ilk aşamasıdır. Yani ilk olarak doğal sınıflamaları hakkında kesin bilgilerin bulunmadığı anakütlelerden alınan n sayıda birimin incelenen p sayıda değişkene ilişkin gözlem sonucu değerleri elde edilmektedir. Böylece veri matrisi oluşturulmaktadır. Daha sonra verinin ölçüm tipine uygun bir benzerlik ölçüsü ile nesnelerin uzaklıklar matrisi elde edilmektedir. Uygun kümeleme tekniği seçilerek uygulanmaktadır. Tekniğin uygulanması sonucu nesneler kümelere ayrılmış olmaktadır. Kümeleme sonuçlarının anlamlılığının yorumlandığı aşama ise analizin son aşamasıdır (Mainly, 1994). Şekil 3.8’de basit bir kümeleme işlemi gösterilmiştir (Vatansever, 2008).



Şekil 3.8. Veri birimleri ve kümeleme

Şekil 3.8’de verilerin üç gruba ayrıldığı gözlenmektedir. Grafikte benzer veriler gruplandırılmıştır, en iyi kümelemenin verinin doğasına ve arzu edilen sonuçlara bağlı olduğunu göstermektedir. Kümeleme analizinin genel amacı, gruplanmamış verileri benzerliklerine göre sınıflandırmak ve araştırmacıya uygun ise yarar özetleyici bilgiler elde etmede yardımcı olmaktır.

Makine öğrenimi algoritmaları denetimli öğrenme ve denetimsiz öğrenme olarak kategorize edilmektedir. Denetimli öğrenme, belirsizlik dahilinde kanıta dayalı tahminler yapan bir model oluşturmaktadır. Denetimsiz öğrenme, modeli denetlemenize gerek olmayan bir makine öğrenme tekniğidir. Sınıflandırma, denetimli öğrenme iken kümeleme denetimsiz öğrenmedir (Sobabe vd., 2017).

Kümeleme analizi sınıflandırma modellerinden farklıdır. Kümeleme analizinde, sınıflama modelinde olan veri sınıfları yoktur. Verilerin herhangi bir sınıfı bulunmamaktadır. Sınıflama modelinde, verilerin sınıfları bilinmekte ve yeni bir veri geldiğinde bu verinin hangi sınıftan olabileceği tahmin edilmektedir. Oysa kümeleme analizinde, sınıfları bulunmayan veriler gruplar halinde kümelere ayrılırlar. Bazı uygulamalarda kümeleme analizi, sınıflama modelinin bir ön işlemi gibi görev alabilmektedir (Ramkumar vd., 1998).

Çok değişkenli istatistiksel yöntemlerden biri olan kümeleme analizi, grup sayıları önceden bilinmeyen verilerin birbirlerine olan benzerlik durumlarına göre gruplandırılması için uygulanmaktadır. Birimler ve değişkenler açısından benzer olan veriler kümeleme analiziyle ayırık kümelere toplanmaktadır (Çakmak, 1999). Kümeleme veri setinin belirli bir gruba dağıtılmasını sağlayan çok değişkenli istatistik tekniklerdendir. Aynı grupta yer alan verilerin birbirine benzer durumdayken farklı grupta yer alan verilerin birbirleri arasında farklı olması koşuluyla ayırım yapılmaktadır (Timm, 2002).

Verileri benzer durumlara göre gruplandırmak kümelemenin temel amacıdır. Bu amacın beraberinde kümeler için ön kestirim, hipotez testi, radikal tipleri bulmak, data'lar yerine grupların değerlendirilmesi, aykırı değerlerin sağlanması gibi özellikler sayılabilmektedir (Yılmaz ve Temurlenk, 2005).

İyi bir kümeleme analizi yöntemi şu özelliklere sahip olmalıdır:

- Ölçeklenebilir olmalı
- Farklı veri türleri ile kullanılabilmesi
- Düzgün şekilli olmayan kümeleri de bulabilmesi
- En az sayıda giriş değişkeni gerektirmeli
- Gürültü içeren veriler ile de kullanılabilmesi
- Veri kümesindeki kayıtların sıralanmasından bağımsız olmalı
- Çok boyutlu veritabanlarına uygulanabilmesi
- Veri kümesinin sahip olduğu sınırlıkları dikkate alabilmesi
- Kolay yorumlanabilir sonuçlar üretebilmesi ve işlevsel olmalı

Bu özellikler ideal bir kümeleme algoritmasının nitelikleridir. Mevcut algoritmaların hiç biri bu özelliklerin tamamına sahip değildir (Han ve Kamber, 2001).

Kümelemede önemli olan nokta örneklemin popülasyonu temsil etme başarısı, değişkenler arasındaki çoklu bağlantı ve gözlemlerdeki aşırı değerlerdir. Kümeleme analizinin temel varsayımı, veri matrislerinin analizden önce tahmin ve koşul değişkenlerinin alt matrislerine bölüştürülmemesidir. Diğer varsayımı ise verilerin bir kısmının homojen bir kısmının heterojen olmasıdır (Tatlıdil, 1992).

Kümeleme analizi X veri matrisinde yer alan ve doğal gruplamaları kesin olarak bilinmeyen verileri birbirleri ile benzer olan alt kümelere ayırmaya yardımcı olan yöntemler topluluğudur. Kümeleme birimleri p değişkene göre hesaplanan ve benzerlik ölçüsü olarak kullanılan bazı ölçüler kullanarak homojen gruplara bölmek amacıyla kullanılmaktadır. Kümeleme analizinin hedefler dört gruba ayrılmaktadır:

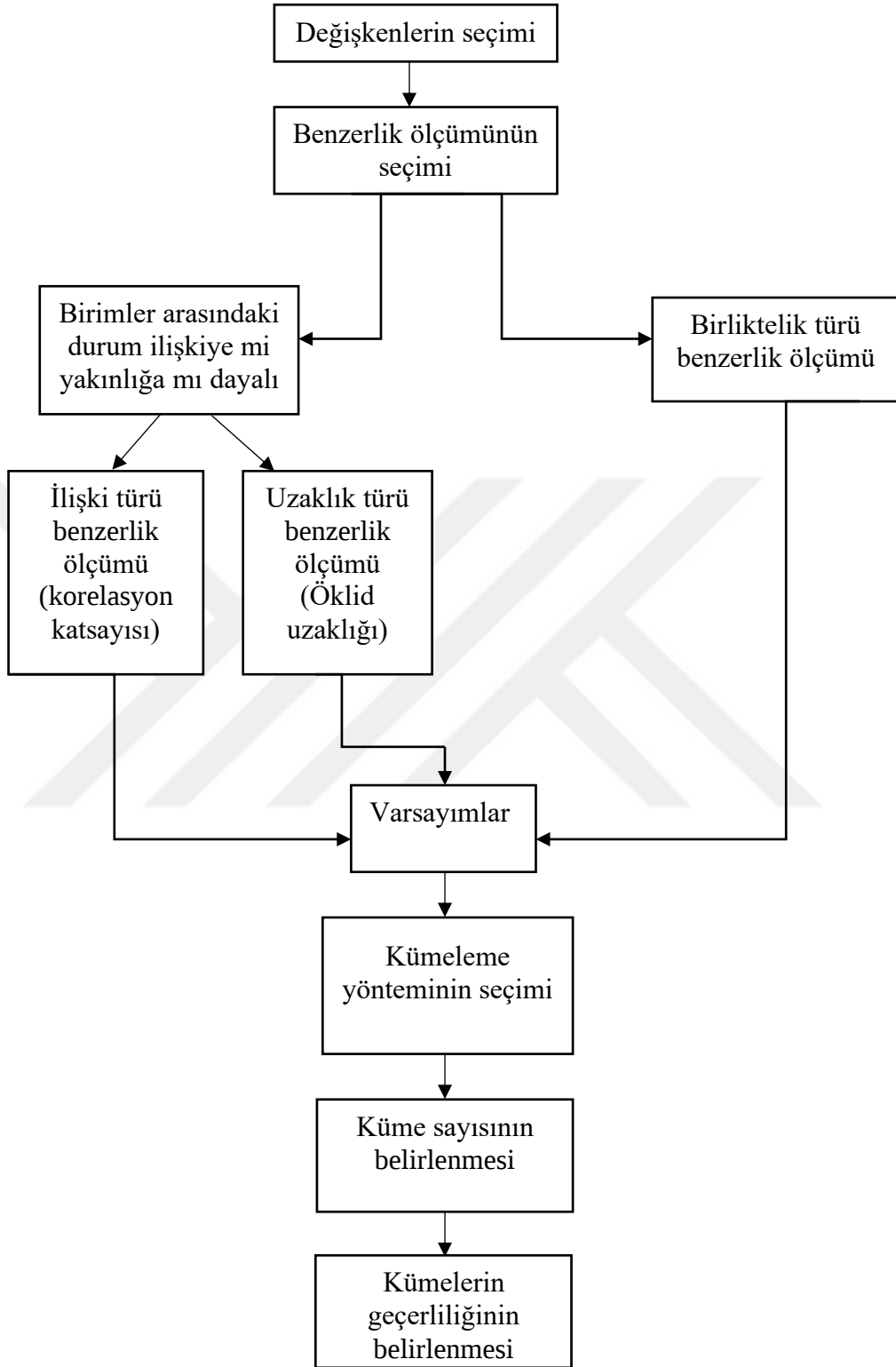
- n sayıda birimin, p tane değişken değerine göre belirlenen niteliklere uygun mümkün olduğunca kendi içlerinde homojen ve kendi aralarında heterojen alt gruplara ayrılmak
- p tane değişken, n tane birimle belirlenen değerlere uygun ortak özelliklere sahip alt kümelere ayrılmak
- Hem birimlerin hem değişkenlerin bir arada ele alınmasıyla, ortak n birimin p değişkene uygun ortak özelliklerle alt kümelere ayrılmak
- Birimlerin, p adet değişkene uygun belirlenen değerleri için sınıflandırmayı ortaya çıkarmak (Şahin ve Hamarat, 2002)

Bir kümenin meydana gelmesi için kümeyi oluşturacak verilerin ortak bir özellik taşımaları gerekmektedir. Kümelemede, kümelerin meydana gelmesi için bulunan ortak özellikler; benzerlik, yakınlık, uzaklık gibi kavramlardır (Çetinel, 1982).

Kümeleme analizi ile kümelerin oluşturulmasında izlenen adımlar aşağıdaki gibidir:

- *Veri matrisinin belirlenmesi:* Verilere dair gözlemleri oluşturarak ilgili yöntemlerin uygulanabileceği bir matris şekline getirilmesidir.
- *Benzerlik ya da farklılık matrisinin belirlenmesi:* Verilerin birbiriyle benzerlik ya da farklılıklarını belirleyen benzerlik ölçüsüyle verilerin uzaklık değerleri ölçülerek matrisin meydana getirilmesidir.
- Verilerin küme sayısını belirlemek için çalışmanın türüne uygun şekilde kümeleme tekniği ile benzerlik/farklılık matrisi uygulanır.
- Çalışma sonucunda ortaya çıkan kümelerin analiz edilmesi için analitik yöntemlerin uygulanması gerekir (Hamarat, 1988).

Yukarıdaki genel açıklamaların özeti Şekil 3.9 'da verilmektedir.



Şekil 3.9. Kümeleme analizi karar süreci

3.4.1. Öklid Uzaklığı

Kümeleme analizinde n adet birimin her birinde p adet ölçümün yapıldığı n x p boyutlu X veri matrisi aşağıdaki gibidir.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \cdot & \cdot & \ddots & \cdot \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

İki birim arasındaki uzaklığa dayanan benzerlik ölçüleri; uzaklık türü benzerlik ölçüleri, ilişki türü benzerlik ölçüleri ve birliktelik türü benzerlik ölçüleri olarak üç grupta incelenebilmektedir (Everit, 1993). Bu çalışmada uzaklık türü benzerlik ölçüsü olan Öklid uzaklığı kullanılmıştır. Öklid uzaklığı verilerin kümelenmesinde yaygın olarak kullanılan bir benzerlik ölçüsüdür. Öklid uzaklığına dayalı n birimin oluşturduğu mümkün n(n-1)/2 çift arasındaki uzaklıklardan oluşan S benzerlik matrisinin elemanları S_{jk} ;

$$S_{jk} = d_{jk} = \left[\sum_{i=1}^p (x_{ij} - x_{ik})^2 \right]^{1/2} \quad (3.2)$$

Burada S_{jk} i. değişken için j ve k birimleri arasındaki toplam uzaklığı belirtmektedir (Anderberg, 1973). Öklid uzaklık ölçüsünün daha fazla tercih edilmesinin sebebi, birimler arasındaki mesafe, değişken ölçü birimlerinden etkilenmemektedir (Kendall, 1980).

3.4.2. Kümeleme Yöntemleri

Veri kümeleme algoritmaları hiyerarşik ve bölümlene olarak iki gruba ayrılmaktadır. Hiyerarşik algoritmalar, önceden oluşturulmuş kümeleri kullanarak ardışık kümeleri bulurken, bölümlene algoritmaları tüm kümeleri aynı anda belirlemektedir. Hiyerarşik algoritmalar birleştirici veya bölücü olabilmektedir. Hiyerarşik algoritmalar, her elemanla ayrı bir küme olarak başlar ve bunları art arda daha büyük kümelerde birleştirmektedir. Bölücü algoritmalar, tüm kümeyle başlar ve onu art arda daha küçük kümelere bölmeye devam eder (Madhulatha, 2012).

Hiyerarşik kümeleme yöntemi, kümelerden bir eleman silme ya da eklemeye bir ağaca benzeyen yapı gösteren aşamalar grubudur (Ketchen ve Shook, 1996). Hiyerarşik

yöntemler, her biri farklı sayıda kümeye karşılık gelen bir dizi bölüm üreten aşamalarla ilerlemektedir. Hiyerarşik kümelemenin her aşamasında, bazı kriterleri optimize etmek için bölme veya birleştirme seçilmektedir. Geleneksel birleştirici hiyerarşik yöntemler, tek bağlantı (en yakın komşu), tam bağlantı (en uzak komşu) veya kareler toplamı gibi buluşsal kriterleri kullanmaktadır. Model tabanlı yöntemlerde, grupları birleştirmek için maksimum olasılık kriteri kullanılır (Fraley ve Raftery, 1998).

Hiyerarşik olmayan kümeleme (bölümleme) tekniği ise veri setlerini önceden belirlenmiş küme gruplarına ayırır (Ketchen ve Shook, 1996). Bölümleme yöntemleri, gözlemleri yinelemeli olarak bir gruptan diğerine taşımaktadır. Grup sayısı önceden belirtilmelidir ve genellikle yineleme sırasında değişmez. En yaygın kullanılan bölmeli yöntem k-ortalama grup içi kareler toplamını azaltmaktadır.

Ne hiyerarşik ne de bölmeli yöntemlerde, verilerdeki grup sayısını belirleme konusunu doğrudan ele almaz. Küme sayısının ve küme üyeliğinin aynı anda belirlenmesi için çeşitli stratejiler önerilmiştir (Fraley ve Raftery, 1998). Küme sayısına karar vermek çoğu zaman araştırmayı yapan kişilere kalmaktadır. Küme sayısını belirlemek için en kolay formül olarak aşağıdaki eşitlik kullanılmaktadır.

$$k = \left(\frac{n}{2}\right)^{1/2} \quad (3.3)$$

Eşitlikteki k küme sayısını n örneklem hacmini göstermektedir. Bu eşitlik genellikle çalışmada az sayıda örneklem var ise tercih edilmektedir (Akın, 2008).

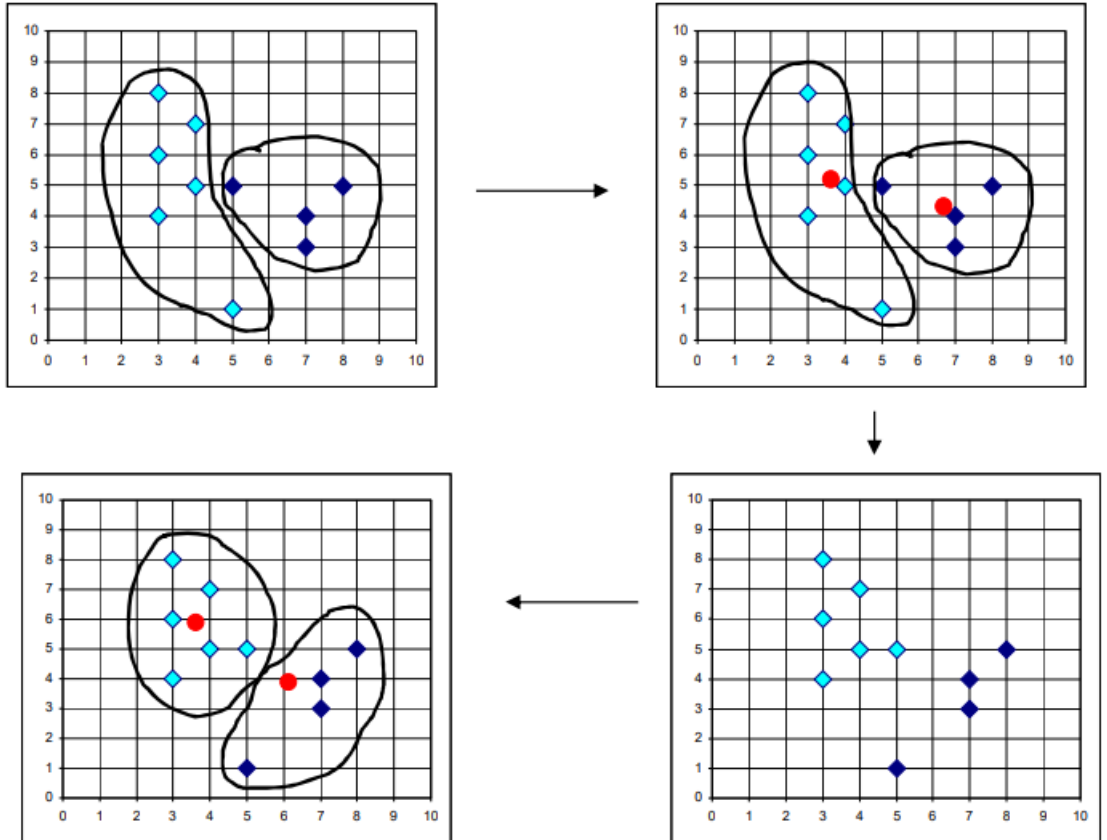
3.4.2.1. K-ortalama

K-ortalama kümeleme, bilgi alma, bilgisayarla görme ve örüntü tanıma gibi birçok alanda kullanılan en yaygın kümeleme algoritmasıdır. K-ortalama kümeleme, benzer veri noktalarının birlikte gruplanabilmesi için n veri noktasını k kümeye atar. Her noktayı merkezi en yakın olan kümeye atayan yinelemeli bir yöntemdir. Daha sonra yine ortalamasını alarak bu grupların ağırlık merkezini hesaplamaktadır. K-ortalama algoritması aşağıdaki adımları takip etmektedir.

1. Veri kümesinden k rasgele merkez noktası seçilerek bir ilk kümeleme oluşturulur.

2. Her veri noktası için, tüm merkezlere olan mesafeyi hesaplanır ve en yakın merkeze atanır.
3. Kümelere atanan tüm veri noktalarının ortalamasıyla yeni küme merkez noktalarını tekrardan hesaplanır.
4. Yakınsayana kadar 2. adım tekrarlanır (Kijisipongse ve Uruekolan, 2012).

Algoritmanın çalışması, Şekil 3.10'da gösterilen bir örnek yardımıyla açıklanabilmektedir. Şekil 3.10, k-ortalamlar algoritmasının çalışmasının grafiksel gösterimidir. İlk adımda iki nesne kümesi vardır. Daha sonra her iki kümenin ağırlık merkezleri belirlenir. Yine merkeze göre, farklı veri kümelerini veren kümeler oluşturulur. Bu süreç en iyi kümeler elde edilene kadar tekrarlanır. Veri madenciliği için çok sayıda araç mevcuttur. Bunlardan bazıları Rapid Miner, R, Knime, Own Code, Weka Veya Pentaho, Statistica, Sas Veya Sas Enterprise Miner, Orange, Tanagra ve Matlab'dır (Shukla ve Naganna, 2014). Bu çalışma için Matlab tercih edilmiştir.



Şekil 3.10. K-ortalamlar kümeleme algoritmasının çalışması

K-ortalama algoritmasının popülaritesi, kolayca anlaşılması, kolayca uygulanması ve varyans analizinin sağlam temellerine dayanması nedeniyle çok fazla tercih edilmektedir. K-ortalama algoritmasının daha fazla tercih edilmesine rağmen bazı eksiklikleri vardır:

- Sonuç büyük ölçüde ağırlık merkezlerinin ilk tahminine bağlıdır
- Hesaplanan yerel optimum, genel olandan oldukça farklı olabilir
- k için iyi bir değerin nasıl seçileceği açık değildir
- Süreç aykırı değerlere karşı hassastır
- Temel algoritma ölçeklenebilir değildir
- Yalnızca sayısal nitelikler kapsanır
- Ortaya çıkan kümeler dengesiz olabilir (Berkhin, 2006).

K-ortalama, küme içindeki veri noktalarının ortalama değeri ile her kümeyi temsil etmektedir. Her bir veri noktası ile en yakın küme merkezi arasındaki öklid mesafesinin toplamını en aza indirmek için bir veri kümesi S'yi k kümeye bölmeyi araştırmaktadır. Bu kriter aşağıdaki denklem ile tanımlanır, burada $x_i^{(j)}$, j'inci kümeye ait i'inci veri noktasıdır, c_j j'inci kümenin merkezidir, k küme sayısıdır ve n_j j kümesindeki veri noktalarıdır.

$$E = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} \|x_i^{(j)} - c_j\|^2 \quad (3.4)$$

K-ortalama algoritması nispeten ölçeklenebilir ve büyük veri kümelerini kümelemede etkilidir. Çünkü algoritmanın hesaplama karmaşıklığı veri noktalarının sayısı ile doğrusal olarak artmaktadır. Ancak, gürültüye ve aykırı veri noktalarına karşı çok hassastır (Pham ve Afify, 2007).

4. MATERYAL ve YÖNTEM

4.1. Özdeğer Tabanlı Spektrum Algılama

Çoklu antenler, kullanıcı iş birliği veya aşırı örnekleme yoluyla elde edilen alınan sinyal çeşitliliğine dayanan kör algılama algoritmaları, son zamanlarda Bilişsel Radyo için önerilmektedir. Bu yöntemlerin çoğu alınan sinyalin kovaryans matrisinin özdeğerlerinin özelliklerine dayanmaktadır. Kör algoritmalar arasında, özdeğer tabanlı yaklaşım, özellikle gürültü belirsizliği durumunda enerji tabanlı algılamadan daha iyi performans göstermektedir (Penna vd., 2009). Spektrum algılama yöntemlerinin uygulama için farklı gereksinimleri vardır ve buna göre üç genel kategoride sınıflandırılabilir:

- Hem kaynak sinyali hem de gürültü gücü bilgisi gerektiren yöntemler
- Yalnızca gürültü gücü bilgisi gerektiren yöntemler (yarı kör algılama)
- Kaynak sinyali veya gürültü gücü hakkında bilgi gerektirmeyen yöntemler (tamamen kör algılama) (Zeng vd., 2010)

Spektrum algılama, bilişsel bir radyoda temel bir bileşendir. Bununla birlikte, algılama problemini çözmeyi zorlaştıran birkaç faktör vardır. İlk olarak, ikincil alıcılarda alınan birincil kullanıcıların sinyal-gürültü oranı (SNR) çok düşük olabilir. Örneğin, WRAN'da, en kötü durumda hedef algılama SNR seviyesi -20 dB'dir. İkinci olarak, kablosuz kanalın zayıflaması ve zaman dağılımı, algılama problemini karmaşıktırabilir. Özellikle, sönmüleme alınan sinyal gücünün çarpıcı biçimde dalgalanmasına neden olurken, zamana yayılmış bilinmeyen kanal tutarlı algılamanın güvenilir olmamasına neden olacaktır. Üçüncüsü, gürültü/parazit seviyesi zamanla değişir ve bu da gürültü belirsizliğine neden olmaktadır. İki tür gürültü belirsizliği vardır: alıcı cihaz gürültü belirsizliği ve ortam gürültü belirsizliğidir. Alıcı cihaz gürültü belirsizliğinin kaynakları şunları içerir: bileşenlerin doğrusal olmaması ve üniform olmayan ve zamanla değişen bileşenlerdeki termal gürültüdür. Çevredeki gürültü belirsizliği, kasıtlı olmayan yakın aktarımlar ve uzak kasıtlı aktarımlar dahil olmak üzere diğer kullanıcıların aktarımlarından kaynaklanabilmektedir. Gürültü belirsizliği nedeniyle pratikte doğru gürültü gücünü elde etmek çok zordur (Zeng ve Liang, 2009).

SNR, haberleşme sisteminde ölçümü kolay ve yaygın olarak kullanılan bilgi iletiminin kalitesinin bir göstergesidir. Sinyal seviyesi ile gürültü seviyesi arasındaki boşluğu yansıtır. Sinyalin gürültüden çok daha yüksek olduğu anlamına gelir. SNR şu şekilde formülize edilir:

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sigma_X^2}{\sigma_n^2} \quad (4.1)$$

burada σ_n^2 ve σ_X^2 sırasıyla sinyalin gürültüsü ve varyanslarıdır (Yawada ve Wei, 2016).

Yeni nesil iletişim sistemleri, yüksek veri hızları ve dolayısıyla yüksek bant genişliği gerektirmektedir. Bu açıdan, ikincil kullanıcıların mevcut en iyi kanalları bulmak için radyo spektrumunun geniş frekans aralıklarını algılaması gerekir. Çoğu geniş bant spektrum algılama yaklaşımı, geniş bant spektrumunu birkaç dar banda böler ve ardışık olarak algılamayı gerçekleştirir; bu, bir seferde bir bandı taradıklarında algılama süresini artıran bir işlemdir. Diğer bir çözüm ise dar bantları paralel olarak çoklu sensörler kullanarak ve eklem tespiti yaparak algılamaktır. Bu yaklaşım, donanım maliyeti ve sensör senkronizasyonunun gerekli olması nedeniyle de pratik değildir. Dar bant spektrum algılama teknikleri, ikincil kullanıcıların, ilgilenilen bir frekans kanalı üzerinden birincil kullanıcının varlığına veya yokluğuna karar vermesine izin vermektedir (Arjoun ve Kaabouch, 2019). Dar bant algılama, bir seferde bir frekans kanalını analiz edilirken, geniş bant algılamada ise bir seferde birkaç frekans analiz edilmektedir. Bilişsel Radyo ağları için geniş bant spektrum algılama literatürü çok sınırlıdır ve donanımsal gereklilikleri çok fazladır (Quan vd., 2008). Bu sebeple bu çalışmada dar bant spektrum algılama teknikleri uygulanmaktadır.

Dar bant spektrum algılamada, ikincil kullanıcılar dar frekans aralığında tahsis edilir ve belirli frekans bantları için algılamaktadırlar. İkincil kullanıcılar, algılamanın gerçekleştirileceği frekans bandını bilir, yani radyo ön ucu, her seferinde bir frekans bandını tarayan ayarlanabilir bir bant geçiş filtresi (BPF) ile başlamaktadır. Dar bantlı bir kanalda, mesaj sinyalinin bant genişliği kanal tutarlılık bant genişliğini aşmayacaktır, ayrıca frekans yanıtları düzdür. Dar bant sinyalleri, düşük karmaşıklık ve düşük güç tüketimi işlemcileri ile alıcı tarafından işlenebilmektedir. Frekans çeşitliliği, kanal frekansı seviye olarak görülebilecek şekilde sınırlıdır ve ilgilenilen bant genişliği, kanalın veri transfer kabiliyeti için etkili değildir.

tanımlamaktadır. $h_1, h_2, \dots, h_m$ ise kanal katsayı vektörünü tanımlamaktadır. Ek olarak “m” sistemde algılama yapabilen Bilişsel Radyo sayısını tanımlamaktadır.

H_0 durumunda ikincil kullanıcılar tarafından kullanılabilecek boş spektrum olduğunu; H_1 durumunda ise spektrumun birincil kullanıcılar tarafından kullanıldığını yani dolu spektrumunu belirtmektedir. Bu temel ikili hipotez matematiksel olarak şu şekilde ifade edilir;

$$H_0: y(n) = w(n) \quad (4.2)$$

$$H_1: y(n) = s(n) + w(n) \quad (4.3)$$

Eşitliklerde $y(n)$ alınan sinyal, $s(n)$ birincil verici işaretini, $w(n) (\sim N(0, \sigma_w^2))$ şeklinde Gauss dağılımlı gürültü işaretini temsil etmektedir. H_0 , n. zamanda alınan sinyal $y(n)$ için yalnızca beyaz Gauss gürültüsünü ve H_1 , gürültülü $s(n)+w(n)$ sinyalinin olduğu iki farklı durum gösterilmektedir. H_0 birincil vericinin pasif olduğunu yani BR kullanıcılarının bu frekans bölgesini kullanabileceğini, H_1 ise birincil vericinin aktif olduğunu belirtmektedir. $y(n)$ ise her bir BR kullanıcısı tarafından alınan işaretin matriste depolanmış şeklidir. Şekil 4.1’de verilen algılama modelinde h_1 , birinci kullanıcı ile verici arasındaki kanal katsayısını temsil etmektedir. Bu böylece her bir BR kullanıcısından alınan işaret örnekleri y matrisinde depolanırsa, y matrisi aşağıdaki gibi elde edilmektedir (Dahlman vd., 2013).

$$y(n) = s(n) \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_m \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

Her iki hipotez altında alınan işaretin kovaryans matrisleri şu şekildedir:

$$H_0 : \mathbf{R}_w = \mathbf{w}(n)\mathbf{w}(n)' \quad (4.5)$$

$$H_1 : \mathbf{R}_y = \mathbf{y}(n)\mathbf{y}(n)' \quad (4.6)$$

$\mathbf{R}_w$ ve $\mathbf{R}_y$ matrisleri, kendisi ile eşlenik devriğinin çarpımları Wishart matrisi olarak tanımlanmaktadır. Wishart (1928) günümüzde Wishart gerçek modeli olarak bilinen bir matris modeli ile bu modelin ortak eleman dağılımını hesaplayan ilk kişidir (Bejan, 2005).

Örnek kovaryans matris özdeğerleri ve bu özdeğerlerin olasılık dağılım fonksiyonları, çok değişkenli istatistiğin yanı sıra haberleşme sistemlerinin ortak konuları arasındadır.

$\mathbf{X}$, $n \times p$ boyutunda bağımsız ve aynı şekilde dağıtılmış bir rasgele matristir; herhangi bir $\mathbf{W}$ matrisi $=\mathbf{X}\mathbf{X}'$ olarak yazılabilirse, $\mathbf{W}$ matrisi Wishart matrisi olarak adlandırılır, burada $\mathbf{X}$ matrisi karmaşık veya gerçek boyutta olabilir ve $\mathbf{X}'$ onun devriğini ifade eder. μ ve Σ sırasıyla $\mathbf{X}$ matrisinin ve kovaryans matrisinin ortalamasını temsil etmektedir. $\mu = 0$ olduğunda, kovaryans matrisi $\Sigma=\mathbf{W}=\mathbf{X}\mathbf{X}'$ olarak tanımlanmaktadır. λ_p ve λ_1 sırasıyla Σ 'nin en büyük özdeğeri ve en küçük özdeğerini göstermektedir. L_j istatistiğinin olasılık dağılımı ($n, p \rightarrow \infty$) koşullarında 1. dereceden Tracy-Widom dağılımına yakınsar (Johnstone, 2001).

$$L_j = \left(\frac{\lambda_p(A(n)) - \mu_{n,p}}{\sigma_{n,p}} \right) \xrightarrow{D} F_1 \quad (4.7)$$

4.7 denkleme göre $\mu_{n,p}$ ve $\sigma_{n,p}$ sırasıyla dağılımın varyansını ve dağılımın merkezini göstermektedir. F_1 , 1. dereceden Tracy-Widom dağılımını temsil eder (Jin vd., 2015).

4.2. Algılama Olasılığı Tespiti

İlişkili sinyalleri algılamak için, alınan sinyalin örnek kovaryans matrisine dayanan maksimum özdeğer tespiti (MED) ile maksimum-minimum özdeğer tespiti (MME), minimum özdeğer tespiti ile enerji (EME) gibi bazı kör algılama algoritmaları mevcuttur (Zhang vd., 2012). Maksimum özdeğer tespiti (MED) yönteminde otokorelasyon hesaplanır ve kovaryans matrisi elde edilmektedir. Örnek kovaryans matrisinin maksimum özdeğeri $\lambda_{\max}$ elde edilmektedir. $\lambda_{\max}$ değeri eşikten büyükse sinyalin mevcut olduğu aksi takdirde herhangi bir sinyalin varlığından söz edilemeyeceği anlaşılmaktadır. Yöntem, karar vermek için yalnızca alınan sinyali ve gürültü gücünü kullanmaktadır (Zeng vd., 2008). Minimum özdeğer algılamalı enerji (EME) yönteminde örnek kovaryans matrisi hesaplanmaktadır. Alınan sinyal $T(N_s)$ 'nin ortalama gücünü ve $R_x(N_s)$ matrisinin minimum özdeğeri $\lambda_{\min}$ 'in değeri bulunmaktadır. N_s , toplanan örneklerin sayısını temsil etmektedir. $T(N_s)/\lambda_{\min} > \gamma$ ise sinyal vardır, aksi takdirde sinyal yoktur. Geleneksel enerji algılama ile EME arasındaki fark, enerji algılama, sinyal enerjisini önceden tahmin edilmesi gereken gürültü gücüyle karşılaştırırken, EME sinyal enerjisini hesaplanan örnek kovaryans matrisinin minimum özdeğeriyle karşılaştırmaktadır (Zeng ve Liang, 2009).

Yonghong Zeng, özdeğer tabanlı işbirlikçi spektrum algılama algoritması ve karar istatistiği olarak maksimum ve minimum özdeğerin (MME) kullanım oranını önermektedir. MME yönteminde de kovaryans matrisi elde edilmektedir. Örnek kovaryans matrisinin maksimum özdeğeri $\lambda_{\max}$ ile minimum özdeğeri $\lambda_{\min}$ değerleri bulunmaktadır. Bu iki değer oranı eğer eşik (γ) değerinden büyükse sinyalin varlığından söz edilebilmektedir (Zeng ve Liang, 2007).

Enerji algılamaya benzer şekilde hem MME hem de EME algılamalar için yalnızca alınan sinyal örneklerini kullanır ve iletilen sinyal ve kanal hakkında herhangi bir bilgiye gerek yoktur. Bu tür yöntemlere kör tespit yöntemleri denilmektedir. Önerilen yöntemlerin enerji algılamaya göre en büyük avantajı şu şekildedir: enerji algılama karar için gürültü gücüne ihtiyaç duyarken, önerilen yöntemler buna ihtiyaç duymamaktadır.

MME’de ilk olarak alınan sinyalin örnek kovaryans matrisi hesaplanmaktadır.

$$R_x(N) = \frac{1}{N} \sum_{n=L-1}^{L-2+N} \hat{x}(n) \cdot x(n) \quad (4.8)$$

4.8 denklemine göre $\hat{x}(n)$ parametresi, alınan sinyal örneğinin tahminidir. Ve $x(n)$, alınan tahmini sinyal örneğinin eşleniğinin transpozesidir. L, yumuşatma faktörü olarak işlev gören, dikkate alınan sıralı çıktılar miktarıdır. Örnek kovaryans matrisi bize en büyük ve en küçük özdeğeri vermektedir. Özdeğer, elementlerdeki varyansları vermektedir. Gürültü, matriste varyanslara neden olur, gürültü arttıkça varyans da artar. Amaç, en büyük ve en küçük özdeğer cinsinden en büyük ve en küçük varyansları bulmaktır. Daha fazla gürültü veya birincil sinyalin yokluğu, benzer diyagonal elemanlara neden olur ve bunlar yaklaşık olarak sıfırdır. Birincil sinyal mevcut olduğunda, çapraz elemanlar baskındır. Matriste görülmesi gereken önemli öge, ögeler arasındaki varyanstır (Jain ve Deshmukh, 2015).

MME yönteminde en büyük özdeğer ile en küçük özdeğer oranı bir eşik ile karşılaştırılarak sinyalin varlığına karar verilmektedir.

$$\frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}} > \gamma \rightarrow H_1 \quad (4.9)$$

$$\frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}} < \gamma \rightarrow H_0$$

Eşik değeri ise şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$\gamma = \left(\frac{(\sqrt{n} + \sqrt{m})^2}{(\sqrt{n} - \sqrt{m})^2} \right) \left(\frac{(\sqrt{n} + \sqrt{m})^{-2/3}}{(nm)^{1/6}} F_1^{-1}(1 - P_{fa}) \right) \quad (4.10)$$

Burada F_1^{-1} , 2. dereceden Tracy-Widom dağılımının kümülatif dağılım fonksiyonunun tersini gösterir. 4.10 denkleminde göre eşik ifadesi, kovaryans matrisinin minimum ve maksimum özdeğerlerinin deterministik asimptotik değerlerine dayalı olarak formüle edilmektedir. Bu formülasyonu pratikte kullanmak için, çok sayıda işbirlikçi algılayan bilişsel alıcıya ihtiyacımız vardır. Buna ek olarak, sinyalin örnek boyutu önemli ölçüde büyük olmalıdır; dolayısıyla bu, örnek kovaryans matrislerini hesaplamak için daha uzun algılama süresine yol açacak ve böylece eşikleri tahmin etmek için daha yüksek hesaplama karmaşıklığına yol açacaktır (Kortun vd., 2010).

Bir hipotez testi için kritik değer, verilerin karşılaştırıldığı ve ardından kararın alındığı doğru eşik seçilmesidir. Mantıklı bir algılama algoritması için, birincil sinyalin algılanma olasılığı, veri örneklerinin sayısı daha az ve SNR düşük olduğunda, düşük yanlış alarm olasılığında genellikle yüksek olmalıdır. Özdeğer tabanlı algılama yöntemine dayalı olarak algılama performansı araştırılmaktadır. MME yöntemi için P_d ,

$$\lambda_{\max}(R_x(N)) \approx \rho_1 + \lambda_{\max}(R_\eta(N)) \quad (4.11)$$

$$\lambda_{\min}(R_x(N)) \approx \rho_{ML} + \sigma_\eta^2 \quad (4.12)$$

$$\begin{aligned} P_d &= P(\lambda_{\max}(R_x(N)) > \gamma \lambda_{\min}(R_x(N))) \\ &\approx P(\lambda_{\max}(R_\eta(N)) > \gamma(\rho_{ML} + \sigma_\eta^2) - \rho_1) \\ &= 1 - F_1((\gamma N + N(\gamma \rho_{ML} - \rho_1)/\sigma_\eta^2 - \mu)/\nu) \end{aligned} \quad (4.13)$$

$$P_d = P(T > \gamma_{ED})_{H1} = Q\left(\frac{\gamma_{ED} - N(\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)}{\sqrt{2N(\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)^2}}\right) \quad (4.14)$$

Burada $Q(\cdot)$, Gauss dağılım için kuyruk olasılığıdır ve aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır.

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty \exp\left(-\frac{w^2}{2}\right) dw \quad (4.15)$$

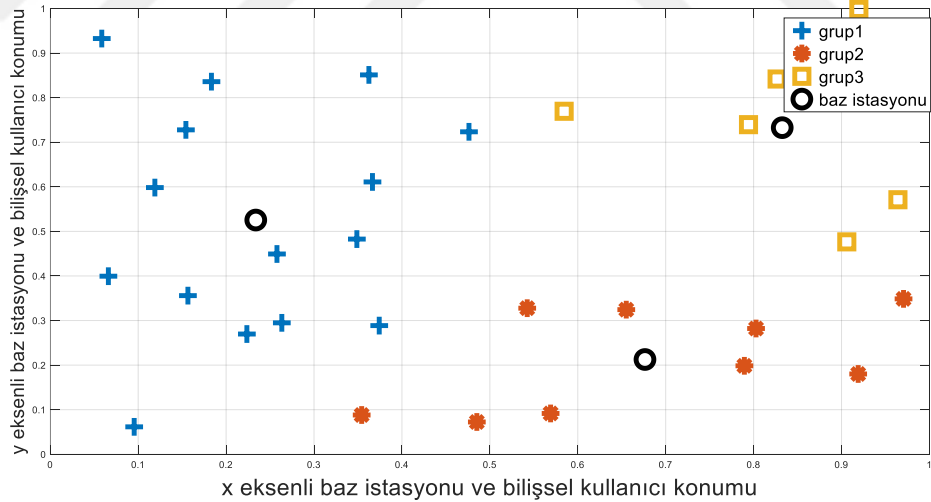
İkili hipotezi (H_0 ve H_1) test etmek için test istatistiği ile ölçülmektedir. Burada H_0 , birincil sinyalin yokluğunu ve yalnızca gürültünün varlığını belirtir ve H_1 , hem birincil sinyalin hem de gürültünün varlığını göstermektedir. Dolayısıyla, ikili hipotez için önemli vakaların sayısı:

- $P (H_1/H_1)$: Birincil kullanıcı varsa, birincil kullanıcının varlığının doğru algılanmasına tespit olasılığı (P_d) denir.
- $P (H_0 / H_1)$: Birincil kullanıcı mevcutsa ancak tespitimiz birincil kullanıcının olmadığı yönünde ise buna kaçırılan tespit olasılığı (P_m) denir.
- $P (H_1/ H_0)$: Birincil kullanıcının olmadığı sürede birincil kullanıcının olduğunu tespit edilmişse yanlış alarm olasılığı (P_f) olarak adlandırılmaktadır (Kalambe vd., 2014).



5. ARAŞTIRMA BULGULARI

Yapılan teorik analizlerin benzetim çalışmaları için MATLAB programı kullanılmıştır. Benzetim çalışmaları Şekil 5.1’de verilen algılama modeli kullanılarak, birincil verici işareti rastgele olarak üretilmiştir. Üretilen işaretin kovaryans matrisi sonucunda özdeğerleri bulunmaktadır. En büyük ve en küçük özdeğerlerinin oranı bir eşik değeri ile karşılaştırılarak birincil vericinin aktif/pasif olma durumu hakkında bilgi edinilmektedir. Eğer oran eşikten büyükse birincil kullanıcının frekans bandını kullandığını aksi halde oran eşikten küçükse birincil kullanıcının frekans bandını kullanmadığını yani Bilişsel Radyo kullanıcısının bandı kullanabileceği anlamına gelmektedir. Burada önemli olan spektrumu doğru bir şekilde algılayabilmektir. Bu çalışmada MATLAB programı yardımı ile haberleşme sisteminde gürültü içerisindeki sinyalin varlığının tespiti için SNR- P_d grafikleri çizdirilmiştir. Bu grafiklere yeni bir soluk getirmek için kümeleme yöntemlerinden k-ortalama algoritması kullanılmıştır. K-ortalama basit anlamda benzer veri noktalarının gruplandırılmasıdır. Bu çalışmada k-ortalamlar kullanılmasının amacı işlem hızını arttırmak ve zaman tasarrufu sağlamaktır.



Şekil 5.1. Kümelenmiş BR kullanıcıları (k=3)

Şekil 5.1’de 30 Bilişsel Radyo kullanıcısının k-ortalama yöntemi ile kümelenmesi gösterilmektedir. Üç gruba ayrılan Bilişsel Radyo kullanıcılarının merkezleri siyah yuvarlak ile gösterilmiştir. Vericiye olan uzaklıkları ile kümelenen 30 Bilişsel Radyo kullanıcısı ile vericinin aktif mi pasif mi olduğu kararı verilmektedir. Eğer verici pasif ise

ikincil kullanıcılar tarafından frekans bandının kullanılabileceği eğer verici aktif ise birincil kullanıcılar tarafından frekans bölgesinin kullanıldığı yani BR kullanıcılarının frekans bölgesini kullanamayacakları anlaşılmaktadır. Her bir Bilişsel Radyo kullanıcısının birincil vericinin aktif/pasif durumunu gözetmesi yerine merkezleri tarafından vericinin durumunun tespit edilmesi işlem kargaşasını azaltmaktadır.

Matlab programı ile küme merkezlerinin yeri tespit edildikten sonra her Bilişsel Radyo kullanıcısının küme merkezlerine olan uzaklıkları Öklid yöntemi ile hesaplanmaktadır. En yakın küme merkezine yerleşen Bilişsel Radyo kullanıcılarından açıkta eleman kalmayana kadar hesaplama işlemi devam etmektedir. Küme sayısının üç olarak belirlenmesi üzerine ise gruba ayrılma işlemi son bulmaktadır. Tablo 5.1’de sütun bölümünde 1,2,3 olarak belirtilen kısım küme merkezlerini, satırlar ise Bilişsel Radyo kullanıcılarının küme merkezlerine olan uzaklık değerlerini vermektedir. Öklid uzaklık yöntemine göre 30 Bilişsel Radyo kullanıcısından birinci küme merkezine 19 Bilişsel Radyo kullanıcısı, ikinci küme merkezine 6 Bilişsel Radyo kullanıcı ve son olarak üçüncü küme merkezinde ise 5 Bilişsel Radyo kullanıcısı bulunmaktadır. Tablodan da görüldüğü üzere kümeleme işleminde eşit bir şekilde sınıflandırma yerine belirlenen yöntem ışığında gruplara ayırma işlemi yapılmaktadır.

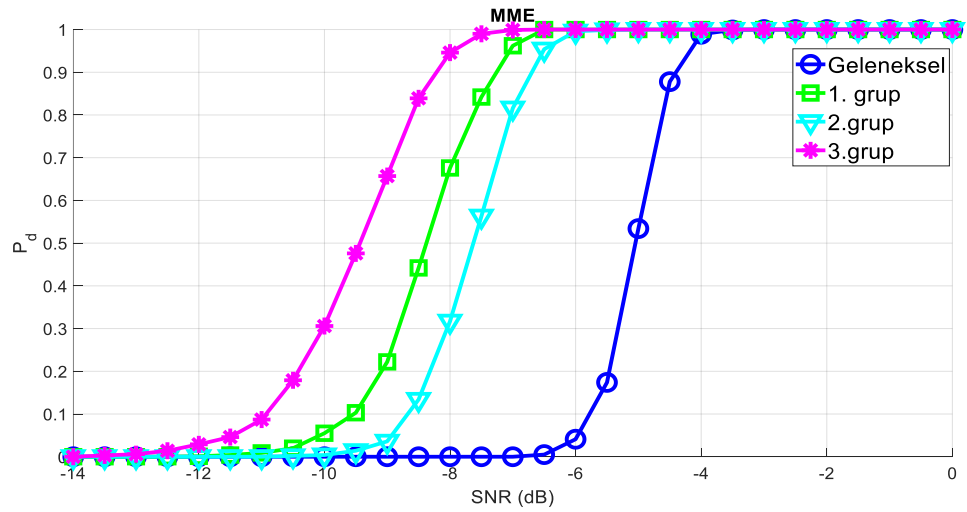
Matlab programı ile 30 Bilişsel Radyo kullanıcısının tek tek küme merkezlerine olan uzaklıkları işlenmektedir. Baz istasyonuna olan uzaklık değerlerinden en yakın olan küme merkezine atama işlemi her bilişsel kullanıcı için hızlı bir şekilde yapılmaktadır. Örneğin 1 numaralı kullanıcının birinci küme merkezine uzaklığı 0.4338, ikinci küme merkezine olan uzaklığı 0.1825, üçüncü küme merkezine olan uzaklığı ise 0.5750’dir. Bu durumda birinci kullanıcının ikinci gruba atanacağı açıkça görülmektedir. 10 numaralı kullanıcının birinci küme merkezine uzaklığı 0.2137, ikinci küme merkezine olan uzaklığı 0.5359, üçüncü küme merkezine olan uzaklığı ise 0.6764’tür. Bu durumda onuncu kullanıcının birinci gruba atanacaktır. Otuz kullanıcı için bu durum analiz edilerek hangi kümede olacağına karar verilmektedir.

	1	2	3
1	0.4338	0.1825	0.5750
2	0.7402	0.7178	0.2318
3	0.5312	0.0840	0.4508
4	0.8670	0.3999	0.5533
5	0.1125	0.6068	0.4507
6	0.6005	0.3610	0.2371
7	0.6484	0.1125	0.6451
8	0.8319	0.3188	0.5866
9	0.6617	0.2049	0.7345
10	0.2137	0.5359	0.6764
11	0.2004	0.5117	0.6508
12	0.5185	0.1713	0.6416
13	0.5109	0.1996	0.6585
14	0.4240	0.5336	0.1013
15	0.2987	0.8498	0.6408

	1	2	3
15	0.2987	0.8498	0.6408
16	0.5030	0.2146	0.3217
17	0.4665	0.4938	0.0566
18	0.5109	0.2681	0.7100
19	0.7130	0.7358	0.2231
20	0.5882	0.1632	0.6761
21	0.3527	0.4134	0.1884
22	0.5939	0.2511	0.3336
23	0.4222	0.5021	0.0961
24	0.5209	0.0973	0.4370
25	0.2768	0.8413	0.7069
26	0.4004	0.6435	0.2153
27	0.1335	0.4626	0.3992
28	0.1882	0.3952	0.3867
29	0.1522	0.4160	0.4319
30	0.6532	0.5491	0.1477

Tablo 5.1. BR kullanıcıların küme merkezlerine olan uzaklıkları

Geleneksel olarak spektrumun doğru algılama olasılığı grafiğinde amaç, 1 olasılıkla algılama noktasına düşük SNR değerlerinde ulaşabilmektir. Şekil 5.2’de SNR- P_d grafiğinde geleneksel çizimde -4 dB seviyelerinde spektrumun 1 olasılıkla algılandığı görülmektedir. Bir kümeleme işlemi yapmadan mevcuttaki Bilişsel Radyo kullanıcılarının algılama olasılığı grafiği ile bilişsel kullanıcıların gruplara ayrılarak kümelenmesi neticesinde geleneksel yöntemden daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Grup 1, grup 2 ve grup 3 için gösterilen üç Bilişsel Radyo kümelerinin -8 ile -6 dB seviyelerinde spektrumu 1 olasılıkla algılaması gerçekleşmiştir.



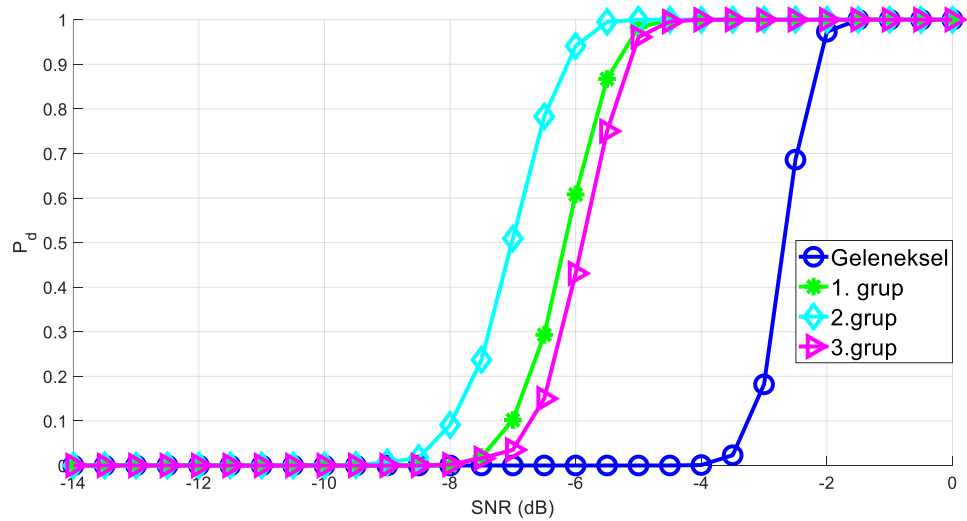
Şekil 5.2. K-ortalama ile elde edilen SNR- P_d grafiği (n=30, k=3)

Küme sayısını deęiřtirmeden örnek sayısının artması ile grafiklerde nasıl bir sonuç elde edileceğine de bakılmak istenmiştir. Şekil 5.3'te bilişsel kullanıcı sayısı 60 alınarak baz istasyonlarına olan uzaklıklarına göre kümelenmesi gösterilmiştir.

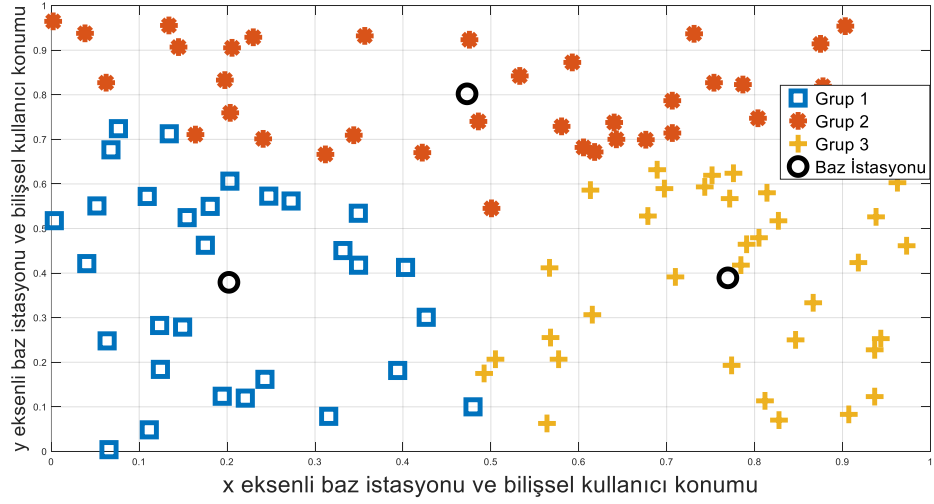


Şekil 5.3. 60 adet kümelenmiş BR kullanıcısı (k=3)

Şekil 5.4'te bilişsel kullanıcı sayısı 60 alınarak geleneksel ile kümelenmiş grupları karşılaştıran SNR- P_d grafięi oluşturulmuştur. Geleneksel yöntemde -1.5 dB deęerinde algılama olasılığı 1 deęerine ulaşmaktadır. Kullanıcı sayısının artması ile spektrumu algılama olasılıęının 1 deęerine ulaşma zamanı artmıştır. Şekil 5.2 ile karşılaştırdığımızda örnek sayısının deęiřmesi geleneksel yöntem ile k-ortalamlar arasındaki durumu deęiřtirmemiştir.

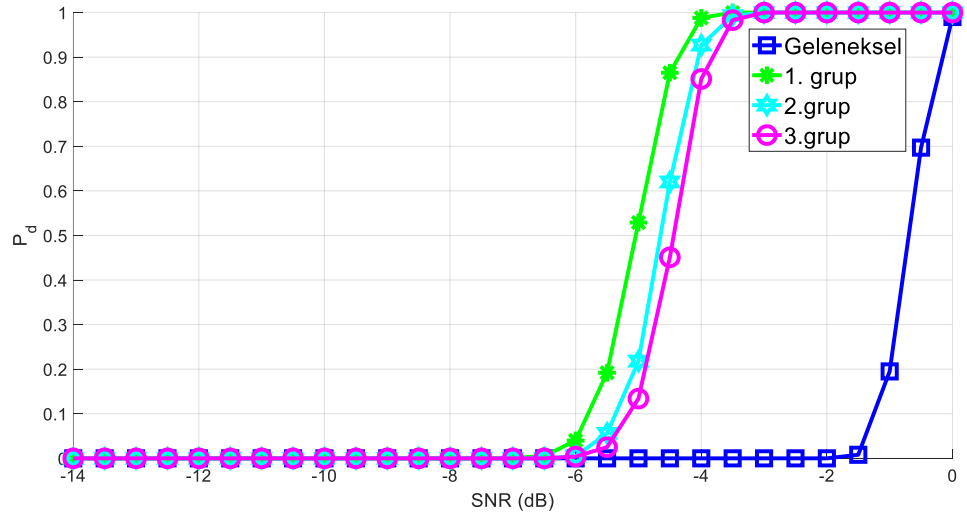


Şekil 5.4. K-ortalama ile elde edilen SNR- P_d grafięi (n=60, k=3)



Şekil 5.5. 100 adet kümelenmiş BR kullanıcısı ($k=3$)

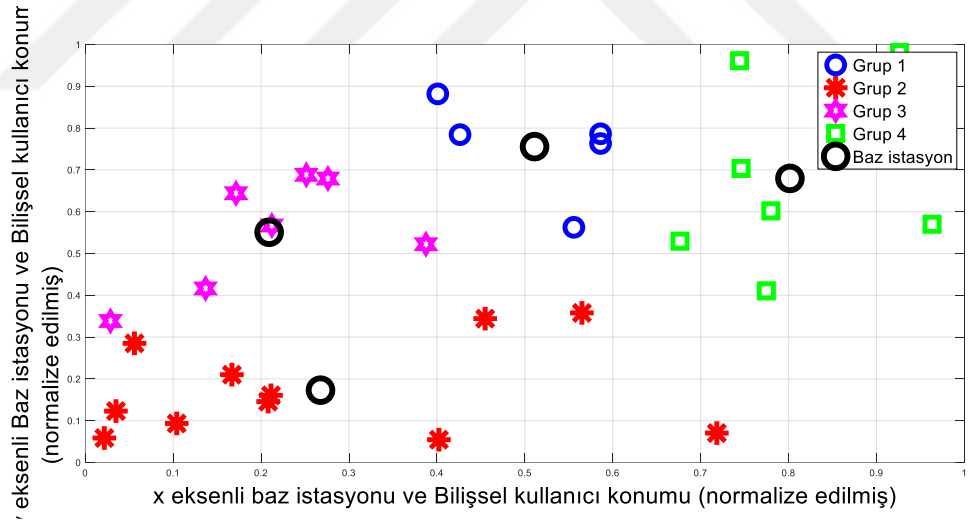
Şekil 5.5'te Matlab programı ile 100 bilişsel kullanıcının küme sayısı 3 olacak şekilde gruplandığı görülmektedir. Şekil 5.6'da ise örnek sayısı 100 yapılarak SNR- P_d grafiği çizdirilmiştir. Bilişsel Radyo sistemlerinde örnek sayısının fazla olması istenmeyen bir durumdur. Bunun istenmemesinin sebebi ise spektrumu algılamak için geçecek olan zamanın artmasıdır. Optimum örnek sayısı ile doğru spektrum algılama önemli bir husustur. Zira grafiklerden de görüldüğü üzere örnek sayısının artması ile daha yüksek SNR değerlerinde spektrumu algılama gerçekleşmiştir.



Şekil 5.6. K-ortalama ile elde edilen SNR- P_d grafiği ($n=100$, $k=3$)

Ek olarak Şekil 5.4 ve Şekil 5.6 beraber yorumlamak gerekirse farklı kümelerin algılama olasılıklarının rassal olarak değiştiği gözlenmektedir. Şekil 5.4'te en iyi algılama yapan mavi renk ile belirtilen grup iken Şekil 5.6'da mavi grubun ikinci sırada olduğu görülmektedir. Bu da bize gösteriyor ki k-ortalama algoritması ile gruplama işlemi rassal bir süreçtir. Ayrıca örnek sayısının değişmesi, geleneksel yöntemle kıyasla kümeye ayrılan grupların spektrumu algılama olasılıklarının daha iyi sonuç verdiği gerçeğini değiştirmemiştir.

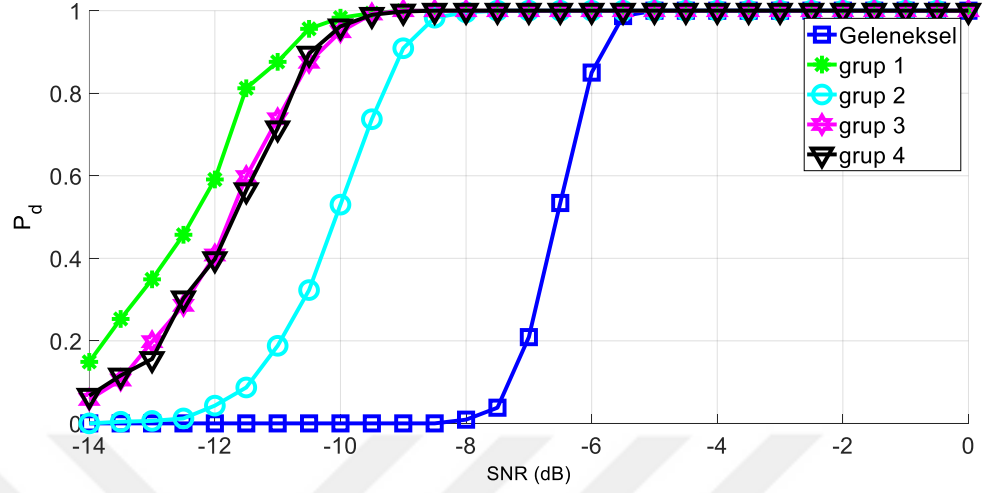
Şu ana kadar olan grafiklerde kullanıcı sayısını değiştirerek bir karşılaştırma yapılmıştır. Bu karşılaştırma sonuçları bize k-ortalamlar yönteminin bu uygulama için daha verimli olduğunu göstermiştir. Kullanıcı sayısını değiştirmeden küme sayısını artırma yoluna gidilirse nasıl sonuçlar elde edileceğine Şekil 5.8'de gösterilmiştir. Öncelikle Matlab programında Şekil 5.7'de gösterilen dört gruplu bilişsel kullanıcılar gösterilmiştir. Öklid yöntemi ile belirlenen küme sayısına göre bilişsel kullanıcılar konumlanmıştır. Grafikten görüldüğü üzere grup 1'de 5 kullanıcı, grup 2'de 11 kullanıcı, grup 3'te 7 kullanıcı ve grup 4'te 7 kullanıcı ile toplam 30 kullanıcı için kümeleme işlemi yapılmıştır.



Şekil 5.7. 30 adet kümelenmiş BR kullanıcısı (k=4)

Şekil 5.8'de sinyal gürültü oranı değerlerine karşılık gelen tespit olasılığı grafiği çizdirilmiştir. Bilişsel kullanıcıların dört gruba ayrılması sonucu, geleneksel yöntemle k-ortalamlar yöntemi karşılaştırılmıştır. Geleneksel yöntemde -5.5 dB seviyesinde spektrum 1 olasılıkla algılanmıştır. Gruplar içerisinde algılama olasılığına en geç ulaşan grup 2 ise -8.5 dB seviyesinde spektrumu 1 olasılıkla algılamaktadır. Düşük SNR

değerlerinde spektrumu 1 olasılıkla algılamak haberleşme sistemlerinde önem arz etmektedir.



Şekil 5.8. K-ortalama ile elde edilen SNR-P_d grafiği (n=30, k=4)

Sonuç olarak küme sayısının değiştirilmesi veya kullanıcı sayısının değiştirilmesi sonucunda açıkça görülmektedir ki k-ortalamalar yöntemi geleneksel yöntemden daha iyi sonuç vermektedir. Kullanıcıları k-ortalamalar yöntemi ile gruplara ayırmak bize zaman tasarrufu sağlaması yanında işlem uzunluğunu da azaltmaktadır. Şekil 5.2 ile son grafik Şekil 5.8'in bilişsel kullanıcı sayısı ortak ancak küme sayısı farklıdır. Küme sayısının belirlenmesi genellikle araştırmacıya bırakıldığından bu çalışma özelinde optimum değer olarak 3 seçilmiştir. Bu nedenle diğer grafikler küme sayısının üç olduğu duruma göre kullanıcı parametresi değiştirilerek grafiklerdeki değişim gözlenmiştir. Ancak küme sayısının dört yapılması durumunda grafiklerde belirgin bir değişiklik olup olmayacağı konusu Şekil 5.8 ile açıklığa kavuşmuştur. Bu çalışma için geleneksele kıyasla k-ortalamalar metodunun parametre değişkenlerine rağmen daha başarılı sonuç verdiği görülmüştür.

6. SONUÇ VE TARTIŞMA

Günümüz haberleşme sistemlerinde kablosuz teknolojiler ile veri alışverişinin artması beraberinde spektruma olan talebi de artmıştır. Artan bu talep, kıt bir kaynak olan spektrumun verimli kullanılması gerektiğini ortaya koymaktadır. Spektrumun kısıtlılığındaki en büyük neden FSA yönergeleridir. FSA, spektrumun sabit kullanımını desteklediğinden spektrumun verimli kullanılmasını engellemektedir. Birçok araştırmada spektrumun lisanslı kullanıcılar tarafından kullanılmayan zaman diliminin fazla olduğunu ortaya sermektedir. Bu zaman dilimi içerisinde başka kullanıcıların spektrumu fırsatçı bir şekilde kullanmasına olanak tanıyan dinamik spektrum erişim politikası ortaya çıkmıştır. DSA'nın sunduğu teknoloji Bilişsel Radyo sistemidir. Bu sistem sayesinde lisanslı kullanıcılar tarafından terk edilen spektrumun algılanması sonucunda Bilişsel Radyo kullanıcıları bu spektruma erişim sağlayabilmektedir. Spektrumun algılanması, yönetimi, hareketliliği ve paylaşımı işlevleri ile spektrumun verimli kullanılması amaçlanmaktadır.

Bu çalışmada spektrum algılama yöntemi olarak özdeğer tabanlı spektrum algılama tercih edilmiştir. Bu yöntemin tercih edilme sebebi uygulama alanının geniş olması ve gürültü belirsizliğine karşı gösterdiği sağlamlıktır. Wishart matrisinden elde edilen özdeğerlerin MME oranı ile eşiğin karşılaştırılması sonucu sinyalin varlığı hakkında bilgi sahibi olunabilmektedir. Bilişsel Radyo kullanıcıları, vericinin aktif/pasif olma durumunu gözlemlemektedirler. Bu gözlem sonucunda spektrumun boş veya dolu olması ile spektruma erişim sağlayabilmektedirler. Bu çalışma boyunca en önemli hususun spektrumu doğru algılamak gerektiği açıkça görülmektedir. Yanlış alarm olasılığı veya kaçırılan algılama olasılığının çok düşük olması beklenmektedir. Spektrumun dolu olması durumunda bunu boş algılamak girişime sebep olacaktır. Diğer durumda boş olan spektrumun dolu algılanması bize kaçırılan spektrumu ve zaman kaybına sebep olacaktır.

Kümeleme genel olarak benzer verilerin aynı gruba alınması ve gruplar arasındaki farkların fazla olması prensibiyle çalışmaktadır. Hiyerarşik ve bölünmeli yöntemler olarak ikiye ayırmak mümkündür. Tez çalışmasında bölünmeli yöntemlerden olan k-ortalamlar algoritması tercih edilmiştir. Bunun sebebi çok fazla alanda kullanılması, işlemlerin basit olması ve kolay uygulanabilir olmasıdır.

Matlab programı ile benzetim çalışmaları yürütülmüştür. Bu program aracılığı ile SNR- P_d grafikleri çizdirilmiştir. Görsel anlamda bizlere sunulan grafikler ile açıkça görülen tespitler mevcuttur. Gürültü içerisindeki sinyalin varlığının araştırıldığı bir grafik gösterimi olan SNR- P_d grafiği ile geleneksel yöntemle kümeleme sonucu elde edilen gruplar karşılaştırılmıştır. Grafiklerden de görüldüğü üzere geleneksel yöntemden daha iyi sonuç veren kısım kümeleme yöntemi ile gruplara ayrılan kullanıcıların gösterdiği performanstır.

Çalışmadaki yenilik Bilişsel Radyo kullanıcılarını k-ortalamlar yöntemi ile gruplamak olmuştur. Burada amaç Bilişsel Radyo kullanıcılarının her birinin spektrumu algılamak için girişeceği işlemleri azaltmaktır. Benzerlikleri doğrultusunda gruplara ayrılan Bilişsel Radyo kullanıcıları bu işlemleri sadece küme merkezi sayısı kadar yapmaktadır. Bu da bize işlem kargaşasının azaltılması ve zaman tasarrufu olarak geri dönmektedir.

KAYNAKLAR

- Akın, Y. K. (2008) “Veri madenciliğinde kümeleme algoritmaları ve kümeleme analizi”, Doktora Tezi, *Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, 26-27.
- Akyıldız, I. F., Lee, W. Y., Vuran, M. C. and Mohanty, S. (2006) “Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey”, *Computer Networks*, 50(13), 2127-2159.
- Akyıldız, I. F., Lee, W.-Y., Vuran, M. C. and Mohanty, S. (2008) “A survey on spectrum management in cognitive radio networks”, *IEEE Communications Magazine*, 46(4), 40-48.
- Alakoca, H. (2018) “Linear interference alignment in cognitive radio networks”, Yüksek Lisans Tezi, *İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, 9-12.
- Al-Daoud, M. B., Venkateswarlu, N. B. and Roberts, S. A. (1995) “Fast k-means clustering algorithms”, *University of Leeds*, West Yorkshire, 1-5.
- Al-Daoud, M. B., Venkateswarlu, N. B. and Roberts, S. A. (1996) “New methods for the initialisation of clusters”, *Pattern Recognition Letters*, 17(5), 451-455.
- Al-Janabi, M. (2019) “Resource allocation for underlay cognitive radio networks”, Yüksek Lisans Tezi, *Çankaya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Ankara, 12.
- Alsabti, K., Ranka, S. and Singh, V. (1998) “An efficient k-means clustering algorithm”, *In Proceedings of the 1st Workshop on High-performance Data Mining*, China, 1445-1450.
- Anderberg, M. R. (1973) Cluster Analysis for Applications, *Academic Press*, New York, 347-353.
- Anonymous (2002) “Federal communications commission spectrum policy task force”, *Report of the Spectrum Efficiency Working Group*, Washington, 1-8.
- Ariananda, D. D., Lakshmanan, M. K. and Nikookar, H. (2009) “A survey on spectrum sensing techniques for cognitive radio”, *The Second International Workshop on Cognitive Radio and Advanced Spectrum Management*, Denmark, 74-79.
- Arjoune, Y. and Kaabouch, N. (2019) “A comprehensive survey on spectrum sensing in cognitive radio networks: Recent advances, new challenges, and future research directions”, *Sensors*, 19(1), 126.
- Arslan, H. (2007) Cognitive Radio, Software Defined Radio, and Adaptive Wireless Systems, *Springer Science & Business Media*, Berlin, 1-29.

- Ashish, P. and J.P. Linnartz (2007) “Performance analysis of primary user detection in a multiple antenna cognitive radio”, *IEEE International Conference on Communications*, Kanada, 6482-6486.
- Au, W. H., Chan, K. C. C., Wong, A. K. and Wang, Y. (2005) “Attribute clustering for grouping, selection, and classification of gene expression data”, *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2(2), 83-101.
- Babaei, M. (2016) “Interference-free spectrum sharing in cognitive radio based on space time coding”, Yüksek Lisans Tezi, *İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, 23-25.
- Ball G.H. (1970) Classification Analysis, *Stanford Research Institute*, California, 79-83.
- Bejan, A. (2005) “Largest eigenvalues and sample covariance matrices. tracy-widom and painleve ii: computational aspects and realization in s-plus with applications”, *Vitrum*, 1-9.
- Berkhin, P. (2006) A Survey of Clustering Data Mining Techniques, *Springer*, Berlin, 25-71.
- Bradley, S. and Fayyad, U. M. (1998) “Refining initial points for k-means clustering”, *In Proceedings of the 15th International Conference on Machine Learning*, San Francisco, 91-99.
- Bryan F. J. (1994) Multivariate Statistical Methods Second Edition, *Chapman Hall*, Londra, 280-283.
- BTK. “Milli Frekans Planı”, <https://www.btk.gov.tr/uploads/pages/aciklamalar2018-5c2234729d8ff.pdf>, Son erişim tarihi:10.10.2022.
- BTK. “Spektrum yönetimi”, https://www.btk.gov.tr/spektrum_yonetimi, Son erişim tarihi: 11.11.2022.
- Cabric, D., Mishra, S. M. and Brodersen, R. W. (2004, November) “Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios”, *In Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, USA, 772-776.
- Cabric, D., Tkachenko, A. and Brodersen, R. W. (2006, October) “Spectrum sensing measurements of pilot, energy, and collaborative detection”, *In Milcom 2006-2006 IEEE Military Communications Conference*, USA, 1-7.
- Castro, V. E. and Yang, J. (2000) “A fast and robust general purpose clustering algorithm”, *In Proceedings of the 4th European Workshop on Principles of Knowledge Discovery in Databases and Data Mining*, Lyon, 208-218.
- Chandran, A., Kumar, A., Naidu, R. C., Iyer, U. S. and Ramanathan, R. (2011, March) “A novel spectrum sensing technique for low signal to noise ratio conditions”,

In 2011 International Conference on Emerging Trends in Electrical and Computer Technology, Canada, 681-685.

- Chaurasiya, R. B. and Shrestha, R. (2019) “Hardware-efficient and fast sensing-time maximum-minimum-eigenvalue-based spectrum sensor for cognitive radio network”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 66(11), 4448-4461.
- Chrysikou, E. G., Weber, M. J. and Thompson-Schill, S. L. (2014) “A matched filter hypothesis for cognitive control”, *Neuropsychologia*, 62, 341-355.
- Çakmak, Z. (1999) “Kümeleme analizinde geçerlilik problemi ve kümeleme sonuçlarının değerlendirmesi”, *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 3-7.
- Çetinel, B. (1982) “Çok değişkenli verilerin kümelendirilmesi için istatistiksel bir yöntem”, Doktora Tezi, *Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Ankara, 72-73.
- Çiçek M. (2021) “ARQ geribesleme sistemlerinde bilişsel radyo (BR) kullanımı”, Doktora Tezi, *Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Ankara, 96-99.
- Çiçek, M., Urfalıoğlu, R. ve Paçacı, K. (2008) “Bilişsel radyoda spektrum sezme işlemine yönelik yaklaşımlar”, *Haberleşme Teknolojileri ve Uygulamaları Sempozyumu*, İstanbul, 1-6.
- Çiflikli, C. ve Ilgın, F. Y. (2018) “Covariance based spectrum sensing with studentized extreme eigenvalue”, *Tehnicki Vjesnik*, 25(1), 100-106.
- Dahlman E., Parkvall S. and Skold J. (2013) 4G: LTE/LTE-Advanced for Mobile Broadband, *Academic Press*, New York, 437-441.
- De Vito, L. (2013) “Methods and technologies for wideband spectrum sensing”, *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 46(31), 53-65.
- Digham, F., M. Alouini, and M. Simon (2003) “On the energy detection of unknown signals over fading channels”, *IEEE International Conference on Communications*, Canada, 3575-3579.
- Digham, F., M. Alouini, and M. Simon (2007) “On the energy detection of unknown signals over fading channels”, *IEEE Transactions on Communications*, 55, 21-24.
- Dohler, M., Ghorashi, A., Ghazzi, M., Arndt, M., Said, F. and Aghvami, AH. (2006) “Opportunistic scheduling using cognitive radio”, *Comptes Rendus Physique*, Paris, 7(7), 805-815.
- Epter, S., Krishnamoorthy, M., and Zaki, M. (1999) “Clusterability detection and initial seed selection in large datasets”, *In The International Conference on Knowledge Discovery in Databases*, New York, 368-370.

- Ertan, M.K. (2021) “Dynamic spectrum management using cognitive radio technology”, Yüksek Lisans Tezi, *İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, 8-10.
- Eslami, A. (2016) “Spectrum sensing detection methods in cognitive radio systems”, Doktora Tezi, *İstanbul Aydın Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Enstitüsü*, İstanbul, 10-15.
- Everit, B. S. (1993) Cluster Analysis, *John Wiley & Sons*, New York, 43-49.
- Fisher, D., Xu, L., Carnes, J. R., Reich, Y., Fenves, J., Chen, J., Shiavi, R., Biswas, G., and Weinberg, J. (1993) “Applying AI clustering to engineering tasks”, *IEEE Expert*, 8(6), 51.
- Fraley, C. and Raftery, A. E. (1998) “How many clusters? Which clustering method? Answers via model-based cluster analysis”, *The Computer Journal*, 41(8), 578-588.
- Gavrilovska, L. and Atanasovski, V. (2011) “Spectrum sensing framework for cognitive radio networks”, *Wireless Personal Communications*, 59(3), 447-469.
- Ghosh, G., Das, P. and Chatterjee, S. (2014) “Cognitive radio and dynamic spectrum access-A study”, *International Journal of Next-Generation Networks*, 6(1), 43.
- Goldsmith, A., Jafar, S. A., Maric, I. and Srinivasa S. (2009) “Breaking spectrum gridlock with cognitive radios: An information theoretic perspective”, *IEEE Proceedings*, 97(5), 894-914.
- Gordon, A. D. (1981) Classification: Methods for the Exploratory Analysis of Multivariate Data, *Chapman & Hall*, London, 12-15.
- Gölge, B. (2022) “An omnet++ model for su transmissions with pu protection in a cognitive radio network”, Yüksek Lisans Tezi, *Yeditepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, 17-18.
- Gwasssi, O. (2018) “Performance monitoring of spectrum sharing in cognitive radio”, Yüksek Lisans Tezi, *Altınbaş Üniversitesi Elektrik ve Bilgisayar Mühendisliği*, İstanbul, 21-23.
- Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham R. L. and Black W. C. (1998) Multivariate Data Analysis Prentice Hall, *Upper Saddle River*, New Jersey, 473-474.
- Hamarat, B. (1998) “Türkiye’de sağlık açısından homojen il gruplarının belirlenmesine ilişkin istatistiksel bir yaklaşım”, Yüksek Lisans Tezi, *Anadolu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Eskişehir, 22-23.
- Han, J. and Kamber, M. (2001) Data Mining Concepts and Techniques, *Morgan Kaufmann Publishers*, Cambridge, 379-400.

- Hartigan, J. A. (1975) Clustering Algorithms, **Wiley**, New York, 19-21.
- Haykin, S. (2005) "Cognitive radio: brain-empowered wireless communications", **IEEE Journal On Selected Areas In Communications**, 23(2), 201.
- Hervada-Sala, C. and Jarauta-Bragulat, E. (2004) "A program to perform Ward's clustering method on several regionalized variables", **Computers&Geosciences**, 30(8), 881-886.
- Hur, Y., Park, J., Woo, W., Lim, K., Lee, C. H., Kim, H. S. and Laskar, J. (2006, May) "A wideband analog multi-resolution spectrum sensing (MRSS) technique for cognitive radio (CR) systems", **In 2006 IEEE International Symposium on Circuits and Systems**, Canada, 4-6.
- İngök, S. (2013) "Bilişsel radyoda özdeğer tabanlı spektrum sezme yöntemleri", Doktora Tezi, **İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, İstanbul, 12-19.
- Jaiteh, K. (2016) "Spectral co-existence in cognitive radio networks using dirty paper coding", Yüksek Lisans Tezi, **Uludağ Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, Bursa, 10-11.
- Jain, A. K. and Dubes, R. C. (1988) Algorithms for Clustering Data Prentice Hall, **Englewood Cliffs**, New Jersey, 45-48.
- Jain, P. P., Pawar, P. R., Patil, P. and Pradhan, D. (2019) "Narrowband spectrum sensing in cognitive radio: Detection methodologies", **International Journal of Computer Sciences and Engineering**, 7(11), 105-113.
- Jain, S. A. and Deshmukh, M. M. (2015, January) "Performance analysis of energy and eigenvalue based detection for spectrum sensing in cognitive radio network", **International Conference on Pervasive Computing**, Canada, 1-5.
- Jardine, N. and Sibson, R. (1971) Mathematical Taxonomy, **Wiley**, New York, 126-129.
- Jin, M., Guo, Q., Xi, J., Youming Li, Y., Yu, Y. and Huang, D. (2015) "Spectrum sensing using weighted covariance matrix in rayleigh fading channels", **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, 64(11), 5137-5148.
- Johnson, R. A. and Wichern D.W. (1988) Applied Multivariate Statistical Analysis Prentice Hall, **Englewood Cliffs**, New Jersey, 45-48.
- Johnstone, I. (2001) "On the Distribution of the Largest Eigenvalue in Principal Components analysis", **The Annals of Statistics**, 29(2), 295-327.
- Kalambe, S., Lohiya, P. and Malathi, P. (2014, July) "Performance evolution of energy detection spectrum sensing technique used in cognitive radio", **In 2014 International Conference on Signal Propagation and Computer Technology**, India, 786-790.

- Kanungo, T., Mount, D. M., Netanyahu, N., Piatko, C., Silverman, R., and Wu, A. (2002) "The efficient k-means clustering algorithm: analysis and implementation", **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 24(7), 881-892.
- Kaufman, L. and Rousseeuw, P. J. (1990) Finding Groups in Data, **Wiley**, New York, 134-136.
- Karypis, G., Han, E. H. and Kumar, V. (1999) Chameleon: Hierarchical Clustering Using Dynamic Modeling, **Computer**, Minnesota, 32(8), 68-75.
- Kendall, M. (1980) Multivariate Analysis, **Charles Griffin & Company**, London, 176-180.
- Ketchen, D. J. and Shook, C. L. (1996) "The application of cluster analysis in strategic management research: an analysis and critique", **Strategic Management Journal**, 17(6), 441-458.
- Khoshkholgh, M. G., Navaie, K. and Yanikomeroglu, H. (2010) "Access strategies for spectrum sharing in fading environment: Overlay, underlay, and mixed", **IEEE Transactions on Mobile Computing**, 9(12), 1780-1793.
- Kijispongse E. and U-ruekolan S. (2012) "Dynamic load balancing on GPU clusters for large-scale K-means clustering", **2012 IEEE International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering**, Thailand, 346-350.
- Kim, H., Park, S., Lee, S. and Hong, D. (2011, October) "Spectrum sharing in cognitive radio networks: Impacts of interference power constraints", **In Proceedings of the 4th International Conference on Cognitive Radio and Advanced Spectrum Management**, New York, 1-5.
- Kim, S. J., Dall'Anese, E. and Giannakis, G. B. (2010) "Cooperative spectrum sensing for cognitive radios using Krige Kalman filtering", **IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing**, 5(1), 24-36.
- Koçkaya, K. (2021) "Enerji algılama tabanlı işbirlikçi online öğrenme algoritması kullanılarak bilişsel radyo ağlarında spektrum algılama başarımının iyileştirilmesi", Doktora Tezi, **Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, Kayseri, 9-12.
- Kortun, A., Ratnarajah, T., Sellathurai, M., Zhong, C. and Papadias, C. B. (2010) "On the performance of eigenvalue-based cooperative spectrum sensing for cognitive radio", **IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing**, 5(1), 49-55.
- Kuppusamy, V. and R. Mahapatra (2008) "Primary user detection in OFDM based MIMO cognitive radio", **3rd International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications**, Singapore, 1-5.
- Letaief, K. B. and Zhang, W. (2009) "Cooperative communications for cognitive radio networks", **Proceedings of the IEEE**, 97(5), 878-893.

- Li, Y., Winters, J. H. and Sollenberger, N. R. (2002) "MIMO-OFDM for wireless communications: Signal detection with enhanced channel estimation", **IEEE Transaction and Communication**, 50(9), 1471–1477.
- Liang, Y. C., Chen, K. C., Li, G. Y. and Mahonen, P. (2011) "Cognitive radio networking and communications:an overview", **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, 60(7), 3386-3407.
- Lorr, M. (1993) Cluster Analysis for Social Scientist, **Jossey-Bass**, San Francisco, 251-255.
- Luo, J., Zhang, G. and Yan, C. (2022) "An energy detection-based spectrum-sensing method for cognitive radio", **Wireless Communications and Mobile Computing**, 2-7.
- Maaref, A. and Aissa, S. (2007) "Eigenvalue distributions of wishart-type random matrices with application to the performance analysis of MIMO MRC systems", **IEEE Transactions on Wireless Communications**, 6(7), 2678-2689.
- Mac Queen, J. (1967) "Classification and analysis of multivariate observations", **In 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics Probability**, California, 281-297.
- Madhulatha, T. S. (2012) "An overview on clustering methods", **Journal of Engineering**, 2(4), 719-725.
- Marriott, F. H. C. (1971) Practical Problems in a Method of Cluster Analysis, **Biometrics**, 27(3), 501-514.
- Masonta, M. T., Mzyece, M. and Ntlatlapa, N. (2012) "Spectrum decision in cognitive radio networks: A survey", **IEEE Communications Surveys & Tutorials**, 15(3), 1088-1107.
- Matinmikko, M., Mustonen, M., Sarvanko, H., Hoyhtya, M., Hekkala, A., Mammela, A., Katz, M. and Kiviranta, M. (2008, February) "A motivating overview of cognitive radio: Foundations, regulatory issues and key concepts", **In 2008 First International Workshop on Cognitive Radio and Advanced Spectrum Management**, Denmark, 1-5.
- McLachlan, G. J. and Basford, K. E. (1988) Mixture Models: Inference and Applications to Clustering, **Marcel Dekker**, New York, 38(2), 384-385.
- Mitola, J. (2006) "Cognitive radio architecture", **In Cognitive Radio Technology**, Newnes, 435-500.
- Mitola, J. and Maguire, G. Q. (1999) "Cognitive radio: making software radios more Personal", **IEEE Personal Communication**, 6(4), 13-88.

- Muchandi, N. and Khanai, R. (2016) "Cognitive radio spectrum sensing: a survey", **International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques**, India, 3233-3234.
- Murtagh, F. (1985) Multidimensional Clustering Algorithms, **Compstat Lectures**, Mostbach, 4-9.
- Özbay, S. (2015) "Spectrum sensing and opportunistic medium access control protocol design for cognitive radio wireless networks", Doktora Tezi, **Gaziantep Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, Gaziantep, 16-18.
- Özdamar, K. (1999) Paket Programlar ile İstatistiksel Veri Analizi, **Kaan Kitabevi**, Eskişehir, 162-168.
- Patil, K., Prasad, R. and Skouby, K. (2011) "A survey of worldwide spectrum occupancy measurement campaigns for cognitive radio", **International Conference Devices and Communication**, India, 1-5.
- Pelleg, D. and Moore, A. (1999) "Accelerating exact k-means algorithms with geometric reasoning", **In Proceedings of the 5th ACM International Conference of the Special Interest Group on Knowledge Discovery and Data Mining (ACM-SIGKDD-99)**, California, 277-281.
- Penna, F., Garelo, R. and Spirito, M. A. (2009) "Cooperative spectrum sensing based on the limiting eigenvalue ratio distribution in wishart matrices", **IEEE Communications Letters**, 13(7), 507-509.
- Pham, D. T. and Afify, A. A. (2007) "Clustering techniques and their applications in engineering", **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science**, 221(11), 1445-1459.
- Pham, D. T., Dimov, S. S. and Nguyen, C. D. (2004) "An incremental k-means algorithm", **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science**, 218(C7), 783-795.
- Quan, Z., Cui, S., Sayed, A. H. and Poor, H. V. (2008, May) "Wideband spectrum sensing in cognitive radio networks", **In 2008 IEEE International Conference On Communications**, China, 901-906.
- Ramkumar, G. D., Swami, A. N. and America, H. (1998) "Clustering data without distance functions", **IEEE Data Engineering Bulletin**, 21(1), 9-14.
- Sachan, V. K., Imam, A. and Beg, M. T. (2012) "Energy-efficiency of virtual cooperative MIMO techniques in wireless sensor networks", **International Conference on Computer Communication and Informatics**, India, 10-12.
- Sadreddini, Z. (2018) "Bilişsel radyo ağlarında çok ölçütlü karar verme yöntemlerine dayalı yeni bir spektrum yönetim modeli", Doktora Tezi, **Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, Trabzon, 1-3.

- Salahdine, F., El Ghazi, H., Kaabouch, N. and Fihri, W. F. (2015, October) “Matched filter detection with dynamic threshold for cognitive radio networks”, **In 2015 International Conference On Wireless Networks and Mobile Communications (WINCOM)**, Abu Dhabi, 1-6.
- Sezer, A. D. (2013) “Optimal detector randomization in cognitive radio receivers in the presence of imperfect sensing decisions”, Yüksek Lisans Tezi, **Bilkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, Ankara, 1-2.
- Shukla, S. and Naganna, S. (2014) “A review on k-means data clustering approach”, **International Journal of Information and Computation Technology**, 4(17), 1847-1860.
- Sneath, P. H. and Sokal, R. R. (1973) Numerical Taxonomy, **The Principles and Practice Of Numerical Classification**, San Francisco, 39-42.
- Sobabe, G. C., Song, Y., Bai, X. and Guo, B. (2017) “A cooperative spectrum sensing algorithm based on unsupervised learning”, **In 2017 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics**, China, 1-6.
- Song, M., Xin, C., Zhao, Y. and Cheng, X. (2012) “Dynamic spectrum access: from cognitive radio to network radio”, **IEEE Wireless Communications**, 19(1), 23-29.
- Srinivasa, S. and Jafar, S. A. (2007) “The throughput potential of cognitive radio: a theoretical perspective”, **IEEE Communications Magazine**, 45(5), 73-79.
- Sun, H., Nallanathan, A., Wang, C. X. and Chen, Y. (2013) “Wideband spectrum sensing for cognitive radio networks: survey”, **IEEE Wireless Communications**, 20(2), 74-81.
- Şahin, M. ve Hamarat, B. (2002) “G10-Avrupa Birliği ve OECD ülkelerinin sosyo-ekonomik benzerliklerinin fuzzy kümeleme analizi ile belirlenmesi”, **Uluslararası Ekonomi Kongresi VI**, Ankara, 11-14.
- Tatlídil, H. (1992) Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz, **Engin Yayınları**, Ankara, 252-254.
- Tatlídil, H. (2002) Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz, **Ziraat Matbaacılık A.Ş.**, Ankara, 5-8.
- Timm, N. H. (2002) Applied Multivariate Analysis, **Springer Texts in Statistics**, New York, 515-516.
- Tryon, R. C. and Bailey, D. E. (1970) Cluster Analysis, **McGraw-Hill Book Company**, New York, 28-30.

- Tuna, E. ve 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.
- Urkowitz, H. (1967) “Energy detection of unknown deterministic signals”, *Proceedings of the IEEE*, 55(4), 523-531.
- Üstok, R. (2010) “Spectrum sensing techniques for cognitive radio systems with multiple antennas”, Doktora Tezi, *İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü*, İzmir, 20-21.
- Vatansever, M. (2008) “Görsel veri madenciliği tekniklerinin kümeleme analizlerinde kullanımı ve uygulanması”, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, *Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimler Enstitüsü*, İstanbul, 84-86.
- Wang, B. and Liu, K. R. (2010) “Advances in cognitive radio networks: A survey”, *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 5(1), 5-23.
- Wang, H., Yang, E. H., Zhao, Z. and Zhang, W. (2009) “Spectrum sensing in cognitive radio using goodness of fit testing”, *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 8(11), 5427-5430.
- Wang, J., Ghosh, M. and Challapali, K. (2011) “Emerging cognitive radio applications: A survey”, *IEEE Communication Magazine*, 49(3), 74-81.
- Xu, Y. (2005) “Hybrid clustering with application to web mining”, *In Proceedings of the 4th International Conference on Active Media Technology*, Japan, 574-578.
- Xuping, Z. and Jianguo, P. (2007) “Energy-detection based spectrum sensing for cognitive radio”, *Conference on Wireless, Mobile and Sensor Networks*, China, 944-947.
- Yang, S. Z. and Luo, S. W. (2005) “A novel algorithm for initializing clustering centers”, *In Proceedings of the 4th International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, China, 5579-5583.
- Yawada, P. S. and Wei, A. J. (2016, June) “Cyclostationary detection based on non-cooperative spectrum sensing in cognitive radio network”, *In 2016 IEEE International Conference On Cyber Technology In Automation, Control and Intelligent Systems (CYBER)*, China, 184-187.
- Yılmaz, Ö. ve Temurlenk, M. S. (2005) “Türkiye'deki istatistik bölgelerin kişi başına düşen gelir açısından hiyerarşik ve hiyerarşik olmayan kümeleme analizi ile değerlendirilmesi: 1965-2001”, *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 19(2), 75-92.
- Zareei, M., Islam, A. M., Baharun, S., Vargas-Rosales, C., Azpilicueta, L. and Mansoor, N. (2017) “Medium access control protocols for cognitive radio ad hoc networks: A survey”, *Sensors*, 17(9), 2136.

- Zeng, Y. and Liang, Y. C. (2007, September) “Maximum-minimum eigenvalue detection for cognitive radio”, *In 2007 18th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, Greece, 1-5.
- Zeng, Y., Koh, C. L. and Liang, Y. C. (2008, May) “Maximum eigenvalue detection: theory and application”, *In 2008 IEEE International Conference On Communications*, China, 4160-4164.
- Zeng, Y. and Liang, Y. C. (2009) “Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio”, *IEEE Transactions On Communications*, 57(6), 1784-1793.
- Zeng, Y., Liang, Y. C. and Zhang, R. (2008) “Blindly combined energy detection for spectrum sensing in cognitive radio”, *IEEE Signal Processing Letters*, 15, 649-652.
- Zeng, Y., Liang, Y. C., Hoang, A. T. and Zhang, R. (2010) “A review on spectrum sensing for cognitive radio: challenges and solutions”, *EURASIP Journal On Advances In Signal Processing*, Singapore, 1-15.
- Zhang, S., Yang, J. and Guo, L. (2012, December) “Eigenvalue-based cooperative spectrum sensing algorithm”, *In 2012 Second International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control*, Washington, 375-378.
- Zhao, N., Yu, F. R., Sun, H. and Li, M. (2015) “Adaptive power allocation schemes for spectrum sharing in interference-alignment-based cognitive radio networks”, *IEEE Transactions On Vehicular Technology*, 65(5), 3700-3714.



EKLER

EKLER

Ek-1. Matlab Kodu

```

clear all;
% SNR values for AWGN channel
% k=4; % Number of clusters
iter=15; % Number of iterations
%% Generate random data points
n=60; % number of samples or points
snrdb = -14:0.5:0;
f1=[];
M = 4; % modulation index for psk
hpsk = comm.PSKModulator('ModulationOrder',M,...
    'BitInput',false,...
    'PhaseOffset',0); % M-psk modulator
nSample = 1000; tx=3; rx=30;% samples in signal
pde = zeros(1,numel(snrdb)); % array for Pd
L = numel(snrdb);
% Loop for SNR
hWait = waitbar(0,'please wait...');
for ii = 1:L % for all snr values
    d = 0; % detection counter set to zeros
    % Loop for 1000 tests
    for j = 1:1000 % 1000 simulations
        infoSignal1 = randi(M,nSample,1)-1; % random binary signal (bits = log2(M))
        txSignal = step(hpsk,infoSignal1);
        for g=1:tx
            r(g,:) = real( awgn(txSignal,snrdb(ii)));%%% PBS signal
        end
        p_tx=rand(2,tx);
        p_rx=rand(2,rx);
        k=tx; n=rx;
        % hold on; scatter(p_tx(1,:),p_tx(2,:))
        % hold on; scatter(p_rx(1,:),p_rx(2,:))
        rcov1=(real(r*r'));
        rcov1e=eig(real(r*r'));
        ts=max(rcov1e)/min(rcov1e);
        snr = 10^(snrdb(ii)/20);
        nvar = 1/snr; % noise variance
        [ mu_jhn, sigma_jhn ] = jhonstone( nSample ,rx);
        u=[(sqrt(nSample))-(sqrt(rx))]^2;
        Th_MME= ((0.45*sigma_jhn)+mu_jhn)/u;
        if ts > Th_MME % if energy is greater than threshold then signal is present
            d = d+1;
        end
    end
end

```

```

    pde(ii) = d/j; % avg over 1000 simulation
    waitbar(ii/L,hWait);
end
close(hWait);
%%
% Plot result (SNR Vs Pd)
    rxx=p_rx(1,:);
    ry=p_rx(2,:);
    rxx=rxx';
    ry=ry';
ke=tx; % Number of clusters
iter=10; % Number of iterations
%% Generate random data points
% n=50; % number of samples or points
%% Initial values of the centroids
centroidsx=rxx( ceil(rand(ke,1)*size(rxx,1)) ,:); % initial cluster centers x
centroidsy=ry( ceil(rand(ke,1)*size(ry,1)) ,:); % initial cluster centers y
%% Iterative process
for p=1:iter
    for i=1:n
        for j=1:ke
            if p==1
                diste(i,j)=sqrt(((rxx(i))-(centroidsx(j)))^2+((ry(i))-(centroidsy(j)))^2);
                % the sample of the jth centroid
            else
                diste(i,j)=sqrt(((rxx(i))-(Cclustx(j)))^2+((ry(i))-(Cclusty(j)))^2);
            end
        end
        % Define clusters
        [minidist, CN] = min(diste(i,1:ke)); % minimum distance and the
        % cluster which the sample belongs to
        Distance(p,i)=minidist; Cln(p,i)=CN;
    end
    % Recompute the clusters center
    for q=1:ke
        PC=(Cln(p,:)==q); % Position of the points of the cluster
        Cpoints(q,:)=PC; % Points of the cluster
        Cclustx(q,:)=mean(rxx(PC)); % New cluster centers in x
        Cclusty(q,:)=mean(ry(PC)); % New cluster centers in y
    end
    SCCx(p,:)=Cclustx; % center of the cluster at each iteration in x
    SCCy(p,:)=Cclusty; % center of the cluster at each iteration in y
    CPP(p,:)=Cpoints; % points of the cluster at each iteration
end
%% Plot of the movements of the centroids and clusters
CV= 'o*+s^v.db+c+m+k+yorobocomokoyrsbscsmsksy'; % Color Vector
for p=1:iter+1
    figure (1)

```

```

if p==1
    plot(rxx,ry,'o','LineWidth',1.5); hold on;
    plot(centroidsx,centroidsy,'*k','LineWidth',6.5);
    hold off
else
    for i=1:ke
        plot(rxx(CPP(p-1,i,:)),ry(CPP(p-1,i,:)),CV(i),'LineWidth',2); % Plot points with
determined color and shape
        hold on
    end
    plot(SCCx(p-1,:),SCCy(p-1,:), '*k','LineWidth',6); hold off
end
grid on
% pause(0.8)
end
for tt=1:2
    f1(tt,:)=p_rx(tt,:).*Cpoints(1,:);
    f2(tt,:)=p_rx(tt,:).*Cpoints(2,:);
    f3(tt,:)=p_rx(tt,:).*Cpoints(3,:);
end
for w1=1:length(f1)
    if f1(1,w1)~0
dis1(w1,1) = sqrt( (f1(1,w1)-f1(2,w1))^2 + (SCCx(10,1)-SCCy(10,1))^2 );
    end
end
for w1=1:length(f2)
    if f2(1,w1)~0
dis2(w1,1) = sqrt( (f2(1,w1)-f2(2,w1))^2 + (SCCx(10,2)-SCCy(10,2))^2 );
    end
end
for w1=1:length(f3)
    if f3(1,w1)~0
dis3(w1,1) = sqrt( (f3(1,w1)-f3(2,w1))^2 + (SCCx(10,3)-SCCy(10,3))^2 );
    end
end
d11=sum(dis1);
d22=sum(dis2);
d33=sum(dis3);
v1 = length(nonzeros(dis1));
v2 = length(nonzeros(dis2));
v3 = length(nonzeros(dis3));

for ii = 1:L % for all snr values
    d1 = 0; % detection counter set to zeros
    % Loop for 1000 tests
    for j = 1:1000 % 1000 simulations
        infoSignal1 = randi(M,nSample,1)-1; % random binary signal (bits = log2(M))
    end
end

```

```

txSignal = step(hpsk,infoSignal1);
for g=1:tx
    r(g,:) =real( awgn(txSignal,snrdb(ii)));%%% PBS signal
end
rcov1=(real(r*r'));
rcov1e=eig(real(r*r'));
ts=max(rcov1e)/min(rcov1e);
snr = 10^(snrdb(ii)/20);
nvar = 1/snr; % noise variance
[ mu_jhn, sigma_jhn ] = jhonstone( nSample ,v1);
u=[(sqrt(nSample))-(sqrt(v1))]^2;
Th_MME= ((0.45*sigma_jhn)+mu_jhn)/u;
if ts > Th_MME % if energy is greater than threshold then signal is present
    d1 = d1+1;
end
end
pde1(ii) = d1/j; % avg over 1000 simulation
end
for ii = 1:L % for all snr values
    d2 = 0; % detection counter set to zeros
    % Loop for 1000 tests
    for j = 1:1000 % 1000 simulations
        infoSignal1 = randi(M,nSample,1)-1; % random binary signal (bits = log2(M))
        txSignal = step(hpsk,infoSignal1);
        for g=1:tx
            r(g,:) =real( awgn(txSignal,snrdb(ii)));%%% PBS signal
        end
        rcov1=(real(r*r'));
        rcov1e=eig(real(r*r'));
        ts=max(rcov1e)/min(rcov1e);
        snr = 10^(snrdb(ii)/20);
        nvar = 1/snr; % noise variance
        [ mu_jhn, sigma_jhn ] = jhonstone( nSample ,v2);
        u=[(sqrt(nSample))-(sqrt(v2))]^2;
        Th_MME= ((0.45*sigma_jhn)+mu_jhn)/u;
        if ts > Th_MME % if energy is greater than threshold then signal is present
            d2 = d2+1;
        end
    end
    pde2(ii) = d2/j; % avg over 1000 simulation
end
for ii = 1:L % for all snr values
    d3 = 0; % detection counter set to zeros
    % Loop for 1000 tests
    for j = 1:1000 % 1000 simulations
        infoSignal1 = randi(M,nSample,1)-1; % random binary signal (bits = log2(M))
        txSignal = step(hpsk,infoSignal1);

```

```

for g=1:tx
    r(g,:) =real( awgn(txSignal,snrdb(ii)));%%% PBS signal
end
rcov1=(real(r*r'));
rcov1e=eig(real(r*r'));
ts=max(rcov1e)/min(rcov1e);
snr = 10^(snrdb(ii)/20);
nvar = 1/snr; % noise variance
[ mu_jhn, sigma_jhn ] = jhonstone( nSample ,v3);
u=[(sqrt(nSample))-(sqrt(v3))]^2;
Th_MME= ((0.45*sigma_jhn)+mu_jhn)/u;
if ts > Th_MME % if energy is greater than threshold then signal is present
    d3 = d3+1;
end
end
pde3(ii) = d3/j; % avg over 1000 simulation
end
figure()
hold on;plot(snrdb,pde,'b');
hold on;plot(snrdb,pde1,'g');
hold on;plot(snrdb,pde2,'c');
hold on;plot(snrdb,pde3,'m');
xlabel('SNR (dB)');
ylabel('P_d');
title('MME');
grid on;
legend('Geleneksel','1. grup','2.grup','3.grup')

```