

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**BİLİŞSEL RADYODA ÖZDEĞER TABANLI SPEKTRUM SEZME
YÖNTEMLERİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Serdar İNGÖK

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü

Telekomünikasyon Mühendisliği Programı

AĞUSTOS 2012

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**BİLİŞSEL RADYODA ÖZDEĞER TABANLI SPEKTRUM SEZME
YÖNTEMLERİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Serdar İNGÖK
(504091379)**

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü

Telekomünikasyon Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. M. Ertuğrul ÇELEBİ

AĞUSTOS 2012

İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 504091379 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi **Serdar İNGÖK**, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “**BİLİŞSEL RADYODA ÖZDEĞER TABANLI SPEKTRUM SEZME YÖNTEMLERİ**” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Prof. Dr. M. Ertuğrul ÇELEBİ**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Prof. Dr. Ümit AYGÖLÜ**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Yrd. Doç. Dr. Ali Emre PUSANE
Boğaziçi Üniversitesi

Teslim Tarihi : **30 Temmuz 2012**
Savunma Tarihi : **02 Ağustos 2012**

ÖNSÖZ

Birlikte çalışma fırsatı bulduğumuz yüksek lisans tez çalışmalarım boyunca araştırmaya teşvik eden, her konuda desteğini ve güvenini hissettiren değerli hocam Sayın Prof. Dr. M. Ertuğrul ÇELEBİ'ye sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca yüksek lisans öğrenimim boyunca maddi desteklerinden dolayı TÜBİTAK Bilim İnsanı Destekleme Daire Başkanlığı'na (BİDEB), manevi desteklerinden dolayı da Ayşegül MUTLU'ya teşekkürü borç bilirim.

Son olarak, tez çalışmamın her anında beni hoşgörü ile karşılayan, sadece yüksek lisans değil bütün öğrenim hayatım boyunca maddi ve manevi destekleri ile her şeyin üstesinden gelmemi sağlayan aileme en içten teşekkürlerimi sunarım.

Ağustos 2012

Serdar İngök
(Telekomünikasyon Mühendisi)

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	v
İÇİNDEKİLER.....	vii
KISALTMALAR.....	ix
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xi
ŞEKİL LİSTESİ.....	xiii
ÖZET.....	xv
SUMMARY.....	xvii
1. GİRİŞ	1
2. BİLİŞSEL RADYO TEKNOLOJİSİ	5
2.1 Mevcut Spektrum Kullanımı ve Spektrum Düzenlemeleri.....	5
2.2 Bilişsel Radyo Özellikleri.....	8
2.3 Bilişsel Radyo Ağ Mimarisi.....	9
2.4 Bilişsel Radyo İşlevleri.....	12
2.4.1 Spektrum sezme	12
2.4.1.1 Birincil verici algılama yöntemi	13
2.4.1.2 Birincil alıcı algılama yöntemi	14
2.4.1.3 Girişim ısıtması yöntemi.....	14
2.4.2 Spektrum yönetimi (spektrum kararı).....	15
2.4.3 Spektrum paylaşımı	15
2.4.4 Spektrum hareketliliği	16
3. BİLİŞSEL RADYODA SPEKTRUM SEZME	19
3.1 Spektrum Sezmedeki Zorluklar.....	20
3.1.1 Donanım gereksinimleri	20
3.1.2 Gizli birincil kullanıcı problemi.....	21
3.1.3 Yayılı spektrumdaki birincil kullanıcıları sezme problemi	21
3.2 Spektrum Sezme Yöntemleri	22
3.2.1 Spektrum sezme sistem modeli	23
3.2.2 Sıralı istatistikler kullanımı ile eşik değeri belirleme.....	24
3.2.3 Enerji algılama yöntemi.....	25
3.2.4 Uyumlu süzgeç yöntemi	29
3.2.5 Çevrimsel durağan özellik algılama yöntemi.....	30
3.2.6 Özilinti tabanlı spektrum sezme yöntemi	34
3.2.7 Özdeğer tabanlı spektrum sezme yöntemleri	35
3.2.7.1 EME yöntemi	38
3.2.7.2 MME yöntemi	42
3.2.7.3 RLRT yöntemi.....	46
3.2.7.4 GLRT yöntemi.....	47
3.2.7.5 Güç iterasyonu ve ters iterasyon yöntemleri ile MME gerçekleşmesi	49
3.2.7.6 Özdeğer farkları yöntemi	50
3.2.8 İşbirlikli algılama	51

3.2.8.1 Yumuşak birleştirme	51
3.2.8.2 Sert birleştirme	52
4. SPEKTRUM SEZME YÖNTEMLERİNİN BİLGİSAYAR BENZETİMLERİ	55
4.1 Çevrimsel Durağan Özellik Algılama Yöntemi Başarımı	55
4.2 Enerji Algılama Yöntemi Başarımı	57
4.3 Özdeğer Tabanlı Algılama Yöntemleri Başarımı	58
4.3.1 EME yöntemi başarımı	59
4.3.2 MME yöntemi başarımı	60
4.3.3 RLRT ve GLRT yöntemleri başarımı	62
4.3.4 Güç iterasyonu ve ters iterasyon yöntemleri ile MME gerçekleşmesi	63
4.3.5 Özdeğer farkları yöntemi başarımı	64
5. SONUÇLAR	67
KAYNAKLAR	69
EKLER	73
ÖZGEÇMİŞ	77

KISALTMALAR

AWGN	: <i>Additive White Gaussian Noise</i> (Toplamsal Beyaz Gauss Gürültüsü)
BCED	: <i>Blindly Combined Energy Detection</i> (Kör Birleştirmeli Enerji Algılama)
BPSK	: <i>Binary Phase Shift Keying</i> (İkili Faz Kaydırmalı Anahtarlama)
CDF	: <i>Cumulative Distribution Function</i> (Olasılık Dağılım İşlevi)
CP	: <i>Cyclic Prefix</i> (Çevrimsel Önek)
CR	: <i>Cognitive Radio</i> (Bilişsel Radyo)
DSSS	: <i>Direct Sequence Spread Spectrum</i> (Doğrudan Dizilerle Yayılı Spektrum)
ED	: <i>Energy Detection</i> (Enerji Algılama)
EME	: <i>Energy with Minimum Eigenvalue</i> (En Küçük Özdeğer ile Enerji Algılama)
FCC	: <i>Federal Communications Commission</i> (Federal İletişim Komisyonu)
FFT	: <i>Fast Fourier Transform</i> (Hızlı Fourier Dönüşümü)
FHSS	: <i>Frequency Hopping Spread Spectrum</i> (Frekans Atlamalı Yayılı Spektrum)
FSA	: <i>Fixed Spectrum Access</i> (Sabit Spektrum Erişimi)
GLRT	: <i>Generalized Likelihood Ratio Test</i> (Genelleştirilmiş Olabilirlik Oranı Testi)
IID	: <i>Independent and Identically Distributed</i> (Bağımsız ve Aynı Dağılımlı)
ISM	: <i>Industrial, Scientific and Medical</i> (Endüstriyel, Bilimsel ve Tıbbi)
ITU-R	: <i>International Telecommunication Union – Radiocommunication</i> (Uluslararası Telekomünikasyon Birliği – Radyokomünikasyon Sektörü)
LLR	: <i>Log-Likelihood Ratio</i> (Logaritmik Olabilirlik Oranı)
MAC	: <i>Media Access Control</i> (Ortam Erişim Kontrolü)
MIMO	: <i>Multiple Input Multiple Output</i> (Çok Girişli Çok Çıkışlı)
MME	: <i>Maximum/Minimum Eigenvalue</i> (En Büyük/En Küçük Özdeğer)
OCED	: <i>Optimally Combined Energy Detection</i> (Optimum Birleştirmeli Enerji Algılama)
OFDM	: <i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i> (Dik Frekans Bölmeli Çoğullama)
QoS	: <i>Quality of Service</i> (Servis Kalitesi)
QPSK	: <i>Quadrature Phase Shift Keying</i> (4'lü Faz Kaydırmalı Anahtarlama)
RLRT	: <i>Roy's Largest Root Test</i> (En Büyük Özdeğer Testi)
ROC	: <i>Receiver Operation Characteristic</i> (Alıcı İşletim Karakteristiği)
SCF	: <i>Spectral Correlation Function</i> (Spektral Korelasyon İşlevi)
SDR	: <i>Software Defined Radio</i> (Yazılım Tanımlı Radyo)
SISO	: <i>Single Input Single Output</i> (Tek Girişli Tek Çıkışlı)
SNR	: <i>Signal to Noise Ratio</i> (İşaret/Gürültü Oranı)
SSC	: <i>Shared Spectrum Company</i> (Paylaşımlı Hizmet Merkezi)
STFT	: <i>Short Time Fourier Transform</i> (Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü)

UHF	: <i>Ultra High Frequency</i> (Ultra Yüksek Frekans)
VHF	: <i>Very High Frequency</i> (Çok Yüksek Frekans)
WLAN	: <i>Wireless Local Area Networks</i> (Kablosuz Yerel Alan Ağları)
WRAN	: <i>Wireless Regional Area Networks</i> (Kablosuz Bölgesel Alan Ağları)
WRC	: <i>World Radiocommunication Conference</i> (Dünya Radyokomünikasyon Konferansı)

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 2.1 : Dublin’de 30 MHz-3000 MHz frekans bandındaki spektrum kullanım oranları	7
Çizelge 3.1 : Tek radyo ve çift radyo sezme algoritmalarının karşılaştırılması	20
Çizelge 3.2 : ED ve MME yöntemleri yanlış alarm olasılığı ($P = 2$, $M = 4$, $L = 6$)	43
Çizelge 4.1 : İncelenen yöntemler için algılama olasılıkları	65

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1 : Spektrum boşlukları ve dinamik spektrum erişimi	9
Şekil 2.2 : Bilişsel radyo alıcı-verici yapısı	10
Şekil 2.3 : Bilişsel radyoda merkezi düğüm kullanımı.....	11
Şekil 3.1 : Gizli birincil kullanıcı problemi	21
Şekil 3.2 : Uyumlu süzgeç yöntemi ile spektrum sezme	30
Şekil 3.3 : İşaret ve gürültü için spektral ilinti işlevi.....	32
Şekil 3.4 : Beyaz Gauss gürültüsü için spektral ilinti işlevi	33
Şekil 3.5 : ED, OCED ve BCED yöntemleri başarımı ($P = 1, M = 4, L = 1$).....	38
Şekil 3.6 : ED ve MME yöntemleri başarımı ($P = 2, M = 4, L = 6$)	44
Şekil 3.7 : Farklı N_s değerleri için ED ve MME yöntemleri başarımı ($P = 2, M = 4,$ $SNR = -15$ dB)	45
Şekil 3.8 : Farklı N_s değerleri için ED ve MME yöntemleri yanlış alarm olasılığı ($P = 2, M = 4, SNR = -15$ dB).....	45
Şekil 3.9 : ED, MME, GLRT ve RLRT yöntemleri başarımı ($P = 1, M = 6, N_s = 50,$ $SNR = -10$ dB)	48
Şekil 4.1 : En büyük enerji seçimi ile çevrimsel durağan özellik algılama modeli ...	56
Şekil 4.2 : Çevrimsel durağan özellik algılama başarımı	56
Şekil 4.3 : ED yöntemi başarımı ($P = 2, M = 4, L = 8$)	57
Şekil 4.4 : Farklı N_s değerleri için ED yöntemi başarımı ($SNR = -20$ dB).....	58
Şekil 4.5 : EME yöntemi başarımı ($P = 2, M = 4, L = 8$)	59
Şekil 4.6 : Farklı N_s değerleri için EME yöntemi başarımı ($SNR = -20$ dB).....	60
Şekil 4.7 : MME yöntemi başarımı ($P = 2, M = 4, L = 8$)	61
Şekil 4.8 : Farklı N_s değerleri için MME yöntemi başarımı ($SNR = -20$ dB).....	61
Şekil 4.9 : RLRT ve GLRT yöntemleri başarımı ($P = 2, M = 4, L = 8$).....	62
Şekil 4.10 : Güç iterasyonu ve ters iterasyon yöntemleri ile MME gerçekleşmesi ...	63
Şekil 4.11 : Önerilen yöntemin başarımı ($P = 2, M = 4, L = 8$)	64
Şekil 4.12 : Farklı N_s değerleri için önerilen yöntemin başarımı ($SNR = -20$ dB) ..	65

BİLİŞSEL RADYODA ÖZDEĞER TABANLI SPEKTRUM SEZME YÖNTEMLERİ

ÖZET

Kablosuz haberleşme sistemleri için gerekli olan frekans spektrumu doğal olarak sınırlı bir kaynak olduğundan etkin bir şekilde kullanılması büyük öneme sahiptir. Birçok ülkede mevcut spektrumun büyük bir kısmı tahsis edilmiş, spektrum kıtlığı problemi görülmeye başlanmıştır. Mevcut durumda kullanılan sabit spektrum erişimi tekniği ile, her servis için belli bir frekans bandı ayrılmıştır ve sadece lisanslı (birincil) kullanıcılar bu bandı kullanabilmektedir. Bu nedenle, frekans bandı boş olsa dahi lisanssız (ikincil) kullanıcıların bandı kullanmasına izin verilmemekte, dolayısıyla spektrum verimliliği düşük seviyelerde olmaktadır. Kullanıcı sayısı ve veri ihtiyacındaki hızlı artışla birlikte, spektrum verimliliğinin artırılması çok daha önemli hale gelmiştir. Bunu sağlamanın yolu, dinamik spektrum erişim teknikleri kullanmaktır. Bu tekniklere imkân veren bilişsel radyo, spektrum verimliliğini artırmak adına umut verici teknolojilerden biri olarak karşımıza çıkmaktadır. Bilişsel radyo, spektrumu sezebilir, boş frekans bandlarını tespit edebilir ve birincil kullanıcıların olmadığı zamanlarda bu boş bandların ikincil kullanıcılar tarafından kullanılmasına olanak sağlar. Lisanslı mevcut spektrumun lisanslı olmayan bir şekilde yeniden kullanımına olanak sağlayan bilişsel radyo, spektrum sezme ve ölçme teknikleriyle sınırlı olan mevcut band genişliğinin en etkin biçimde kullanılmasında önemli rol oynamaktadır. Bilişsel radyonun en önemli işlevlerinden biri spektrum sezmedir. Spektrum sezmede amaç, spektrumda periyodik olarak algılama yaparak lisanslı kullanıcıların hareketliliğini ve spektrumun durumunu saptamaktır. Bilişsel radyo alıcı-vericisi, kullanılmayan spektrum ve lisanslı spektrum boşluklarını tespit ederek birincil kullanıcılara girişim yapmadan spektruma erişim yöntemlerini belirler. Literatürde spektrum sezme için enerji algılama, uyumlu süzgeç, çevrimsel durağan özellik algılama, özdeğer tabanlı algılama gibi birçok farklı teknik önerilmiştir. Bu tez çalışması kapsamında, çeşitli spektrum sezme teknikleri incelenerek, güçlü ve zayıf yönleriyle birlikte verilmiştir. Enerji algılama, çevrimsel durağan özellik algılama ve özdeğer tabanlı algılama için kullanılan farklı yöntemlerin MATLAB yardımı ile bilgisayar benzetimleri yapılmıştır. Özdeğer tabanlı spektrum sezme için, iteratif yöntemler (güç iterasyonu ve ters iterasyon) yoluyla hesaplanan özdeğerler kullanılarak, farklı iterasyon değerlerine göre algılama olasılığı eğrileri elde edilmiştir. Ayrıca, önerilen özdeğer farklarına dayalı yöntemin başarımı incelenerek, literatürdeki yöntemlerle karşılaştırması sunulmuştur.

EIGENVALUE BASED SPECTRUM SENSING TECHNIQUES FOR COGNITIVE RADIO

SUMMARY

The radio frequency spectrum which is required for wireless communication systems is a scarce natural resource and its efficient usage has a great importance. The spectrum is divided into different spectrum bands allocated to different services such as fixed, mobile, satellite and broadcast services. In many countries most of the current spectrum is already assigned and spectrum scarcity problem is encountered. It is a fundamental problem facing the future wireless systems to meet the demand for future services. Regulatory bodies in the world (including the Federal Communications Commission in the United States and Ofcom in the United Kingdom) found that most radio frequency spectrum is inefficiently utilized. Cellular network bands are overloaded in many countries, but other frequency bands such as military, amateur radio and paging frequencies have low spectrum occupancy. Independent studies performed in some countries confirmed that observation, and concluded that spectrum utilization depends on time and place. With the use of fixed spectrum access (FSA) method for spectrum allocation in wireless communication systems, each service has a dedicated frequency band and only licenced (primary) users have rights to use this band. Thus, even if the frequency band is empty for a while it can not be used by unlicensed users which leads to low spectrum occupancy. Increasing efficiency of the spectrum is an urgent need as the number of wireless users and demand for data are increasing rapidly. This can be achieved by dynamic spectrum usage. A promising technique to improve spectrum utilization that is the enabling technology for dynamic spectrum access is cognitive radio (CR). The concept of cognitive radio was first proposed by Joseph Mitola III in a seminar at KTH (the Royal Institute of Technology in Stockholm) in 1998 and published in an article by Mitola and Gerald Q. Maguire, Jr. in 1999. It was a novel approach in wireless communications. Cognitive radio is a form of wireless communication in which a transceiver can intelligently detect which communication channels are in use and which are not, and instantly move into vacant channels while avoiding occupied ones. This optimizes the use of available radio frequency (RF) spectrum while minimizing interference to other users. In its most basic form, cognitive radio is a hybrid technology involving software defined radio (SDR) as applied to spread spectrum communications. Cognitive radio has the ability of sensing the spectrum, detecting idle frequency bands and allowing unlicensed (secondary) users to use those bands when the primary users do not exist. Each cognitive radio user must sense and decide the available frequency bands of the spectrum, select the best available frequency band, coordinate access to this channel with other users and vacate the channel immediately when a licenced user is detected. These capabilities correspond the four main functions of a cognitive radio respectively: spectrum sensing, spectrum decision, spectrum sharing and spectrum mobility. Being the focus of this study, spectrum sensing by far is the most important component for the

establishment of cognitive radio. Spectrum sensing is usually understood as measuring the spectral content, or measuring the radio frequency energy over the spectrum; but when cognitive radio is considered, it is a more general term that involves obtaining the spectrum usage characteristics across multiple dimensions such as time, space, frequency, and code. It also involves determining the types of signals occupying the spectrum including the information of modulation, waveform, bandwidth and carrier frequency. However, this requires more powerful signal analysis techniques with additional computational complexity. Spectrum sensing aims to detect the availability of spectrum holes by sensing the spectrum periodically. Spectrum hole is defined as a frequency band assigned to a primary user but that is vacant in a given place at a given time. Cognitive radio transceiver detects unused spectrum and spectrum holes and then decides spectrum access techniques without causing any interference to primary users. The availability of spectrum holes can be estimated with different spectrum sensing techniques. These spectrum sensing techniques can be classified into three groups generally: primary transmitter detection, primary receiver detection and interference temperature management. Primary transmitter detection is based on the detection of a weak signal from a primary user transmitter by exploiting the local observations of cognitive radio users. Another method for detecting spectrum holes is to detect the primary users which are receiving data within the communication range of a cognitive radio user. Currently, this method is only feasible for sensing TV receivers. Third method is the interference temperature management model that limits the interference at the receiver through an interference temperature limit. This limit means the amount of new interference the receiver could tolerate. Cognitive radio users can use the spectrum band if they do not exceed this limit. Although this model is the best fit for the objective of spectrum sensing, the difficulty of this model is determining the interference temperature limit accurately. In this study, we consider primary transmitter detection methods. There are different common spectrum sensing techniques proposed in the cognitive radio literature for spectrum sensing such as energy detection, matched filtering, cyclostationary detection and eigenvalue based detection. In this study, these different techniques are investigated and their powerful and weak aspects are given. Energy detection, also known as radiometry or periodogram method, is the most common way of spectrum sensing because of its low computational and implementation complexities beside not needing any information about primary user signal. Some of the challenges with energy detector based spectrum sensing technique are selection of the threshold for detecting primary user signals (noise uncertainty problem), inability to differentiate interference from primary users and noise while secondary user is transmitting, and poor performance under low signal to noise ratio (SNR) values. Since the threshold used in energy detection algorithm depends on the noise variance, a small noise power estimation error causes significant performance degradation. Matched filtering is known as the optimum method for detection of primary users when the transmitted signal is known. The main advantage of matched filtering is the short time to achieve a certain probability of false alarm. Another approach is cyclostationary based spectrum sensing. Cyclostationary feature detection is a method for detecting primary user transmissions by exploiting the cyclostationarity features of the received signals. These features are caused by the periodicity in the signal statistics like mean and autocorrelation or they can be intentionally induced to assist spectrum sensing. Eigenvalue based spectrum sensing techniques exploit the covariance matrix of received signals at secondary users. These methods overcome the noise uncertainty

problem that is encountered in energy detection method, and does not require any knowledge of signal, channel and noise power. In the concept of this thesis, computer simulations are made for energy detection, cyclostationary based and eigenvalue based spectrum sensing algorithms in MATLAB. For the eigenvalue based spectrum sensing, different techniques given in the literature namely EME (Energy with Minimum Eigenvalue), MME (Maximum/Minimum Eigenvalue), GLRT (Generalized Likelihood Ratio Test) and RLRT (Roy's Largest Root Test) are simulated. Probability of detection curves are given for the methods according to SNR values and different noise samples values. For the MME algorithm, some iterative solutions (power iteration and inverse iteration) in the linear algebra are used to calculate maximum and minimum eigenvalues of covariance matrix, and probability of detection curves are given by using the calculated eigenvalues for different iteration numbers. Moreover, a new method for eigenvalue based spectrum sensing is proposed which is based on the sum of the squares of eigenvalue differences. Performance comparisons are made for the proposed method with the other eigenvalue based spectrum sensing methods in the literature. Eigenvalue based methods (including the proposed method) overcome the noise uncertainty problem, which can even perform better than the ideal energy detection when the signals to be detected are highly correlated. The methods can be used for various signal detection applications without requiring the knowledge of signal, channel and noise power.

1. GİRİŞ

Kablosuz iletişim sistemleri için gerekli olan frekans spektrumu doğal olarak kısıtlı ve oldukça değerli bir kaynaktır. Birçok ülkede mevcut spektrum neredeyse tamamen tahsis edilmiş ve spektrum kıtlığı problemi kendini göstermeye başlamıştır. Spektrum kıtlığına neden olan temel faktör, statik ve esnek olmayan atama nedeniyle spektrumun verimsiz kullanımıdır. Mevcut durumdaki kablosuz ağlarda birçok farklı uygulama ve servisi, birbirlerine girişim yaratmayacak şekilde destekleyebilmek için sabit spektrum erişimi (*Fixed Spectrum Access, FSA*) politikası izlenmektedir. Bu prensiple mevcut radyo spektrumu gezgin, sabit servisler, uydu servisleri, radyo ve televizyon yayınları gibi farklı hizmetler için tahsis edilen frekans bandlarına bölünmüştür. Her servis için belli bir band genişliği ayrılmış ve lisans sahiplerine uzun süreli olarak tahsis edilmiştir. Böylelikle sadece lisanslı kullanıcılar kendilerine tahsis edilmiş bandı kullanabilirken, band boş olsa dahi tanımlı olmayan diğer kullanıcıların bandı kullanmasına izin verilmemektedir [1,2].

Yeni nesil teknolojilerle birlikte sunulan farklı servisler ve artan kullanıcı sayısı ile birlikte, belli spektrum bandlarında frekans kıtlığı yaşanırken, spektrumun büyük bir kısmında ise kullanım oranı oldukça az ve dolayısıyla spektrum verimliliği düşük seviyelerde olmaktadır. Bu nedenle sınırlı bir kaynak olan frekans spektrumunun verimli bir şekilde kullanılması çok daha önemli hale gelmiştir. Özellikle 2010-2020 yılları arasında kullanıcı başına veri miktarı ve ortalama veri hızında öngörülen artışla birlikte gelecek nesil kablosuz teknolojilerin karşılaşacağı en temel problem, öngörülen bu talebi karşılayabilecek boş frekans bandı bulmak olacaktır. Bu probleme çözüm getirebilmek, spektruma erişimi kolaylaştırmak, daha fazla kullanıcının yararlanması ve mümkün olan en fazla verimin elde edilmesini sağlamak amacıyla dinamik spektrum erişim teknikleri geliştirilmiştir. Bu tekniklere imkân veren bilişsel radyo (*Cognitive Radio, CR*), spektrum yetersizliğine sunmuş olduğu çözümle verimliliği artıracak, artan kullanıcı sayısı ve servis taleplerini karşılayabilecek olması nedeniyle, ümit verici ve en dikkat çekici gelecek nesil kablosuz teknolojilerden biri olarak karşımıza çıkmaktadır [2].

Bilişsel radyo, radyo ortamının farkında olan, ortam ile etkileşimine bağlı olarak girişimi önlemek ve iletim hızını artırmak amacıyla verici parametrelerini (frekans bandı, verici gücü, modülasyon tipi gibi) dinamik olarak değiştirebilen akıllı bir kablosuz haberleşme sistemi olarak tanımlanmaktadır [3]. Bilişsel radyo kavramı ilk olarak 1999 yılında Joseph Mitola ve Gerald Q. Maguire [4] tarafından ortaya atılmıştır ve bu kavramın sonucu olarak kablosuz bölgesel alan ağlarında (*Wireless Regional Area Networks, WRAN*) bilişsel radyonun kullanımını hedefleyen IEEE 802.22 standardı geliştirilmiştir.

Bilişsel radyonun temel işlevleri spektrum sezme, spektrum yönetimi (spektrum kararı), spektrum paylaşımı ve spektrum hareketliliğidir. Bu tez çalışmasında bilişsel radyonun en önemli işlevlerinden biri olan spektrum sezme için kullanılan yöntemler incelenmiştir. Spektrum sezmede amaç, spektrumda periyodik olarak algılama yaparak lisanslı kullanıcıların hareketliliğini ve spektrumun durumunu saptamaktır. Literatürde spektrum sezme için enerji algılama [12,15-17,19], uyumlu süzgeç [20], çevrimsel durağan özellik algılama [15,22-24], özdeğer tabanlı algılama [16,27,32] gibi birçok farklı yöntem önerilmiştir. Bu yöntemlerin her biri belirli gerekliliklere, avantaj ve dezavantajlara sahiptir. Enerji algılama yöntemi, düşük matematiksel ve donanımsal karmaşıklığının yanında birincil kullanıcı işareti hakkında hiçbir bilgi gerektirmemesi nedeniyle en yaygın spektrum sezme yöntemlerinden biridir. Ancak, eşik değerinin belirlenmesindeki zorluk (gürültü varyansının doğru olarak bilinmemesi), ikincil kullanıcı bandı kullanırken birincil kullanıcılardan olan girişim ile gürültüyü ayırt edememesi ve düşük işaret/gürültü oranı (*Signal to Noise Ratio, SNR*) değerlerinde başarımının düşmesi bu yöntemin zayıf yönleridir. Enerji algılama yönteminde gürültü belirsizliği durumunda yaşanan başarım düşüşü nedeniyle, algılanacak işaretlerin bilinen özelliklerinden yararlanarak algılayıcı başarımını iyileştiren ve gürültü varyansının doğru olarak bilinmemesi problemini önleyen çeşitli özellik algılayıcılar (çevrimsel durağan özellik algılama gibi) önerilmiştir. Spektrum sezmede kullanılan yöntemler arasında özdeğer tabanlı spektrum sezme yöntemi, gürültü varyansı ve kaynak işaret hakkında hiçbir ön bilgi gerektirmemesi nedeniyle ön plana çıkmaktadır. Çok yollu sönmüleme ve gölgeleme etkilerinden dolayı spektrum sezme yöntemlerindeki başarım düşüşü problemi, bilişsel radyo alıcısında çoklu anten kullanımı ile önemli ölçüde giderilmektedir.

Çalışmanın ikinci bölümünde bilişsel radyo teknolojisi özellikleri, ağ mimarisi ve temel işlevleri incelenmiştir. Üçüncü bölümde bilişsel radyonun en önemli işlevlerinden olan spektrum sezme için literatürde önerilen farklı yöntemler güçlü ve zayıf yönleriyle ele alınmıştır. Dördüncü bölümde ise, spektrum sezme için kullanılan enerji algılama, çevrimsel durağan özellik algılama ve özdeğer tabanlı algılama yöntemlerinin bilgisayar yardımıyla yapılan benzetim sonuçları sunularak başarımları incelenmiştir. Özdeğer tabanlı spektrum sezme için, iteratif yöntemler (güç iterasyonu ve ters iterasyon) yoluyla hesaplanan özdeğerler kullanılarak, farklı iterasyon değerlerine göre başarımları verilmiştir. Ayrıca önerilen özdeğer farklarına dayalı yöntemin, literatürdeki yöntemlerle karşılaştırmalı olarak başarımların incelenmesi sunulmuştur. Çalışmanın beşinci bölümünde, bilişsel radyoda özdeğer tabanlı spektrum sezme yöntemleri konusunda elde edilen genel sonuçlara ve değerlendirmelere yer verilmiştir.

2. BİLİŞSEL RADYO TEKNOLOJİSİ

2.1 Mevcut Spektrum Kullanımı ve Spektrum Düzenlemeleri

Bu alt bölümde mevcut spektrum kullanımı ile ilgili yapılan ölçümler, spektrum verimliliği ve spektrum düzenlemeleri incelenmiştir.

Mevcut durumda kullanılan FSA yöntemi şu nedenlerden dolayı frekans kısıtlığına neden olmaktadır [5]:

- Sabit spektrum kullanımı: GSM teknolojisi için sabit bir frekans bandı ayrılması ya da analog TV için ayrılan frekans bandının sayısal TV için kullanılamaması gibi.
- Lisanslamanın geniş bir bölgede yapılması: Spektrum lisanslama işlemi geniş bir bölge için yapıldığından (örneğin tüm ülke), belli bir servise ayrılan frekans bandı bazı illerde yoğun bir şekilde kullanılırken, kullanımın olmadığı illerde bu band farklı servisler için tahsis edilememektedir. Türkiye’den örnek verecek olursak, sahil güvenlik için ayrılan frekans bandı Ankara’da farklı bir servis için kullanılamamaktadır.
- Spektrumun büyük parçalar halinde verimsiz kullanılması: Kablosuz servis sağlayıcısına frekans bandı büyük parçalar halinde lisanslanır. Bu nedenle, belli bir bölgede kısa bir zaman aralığı için (örneğin ani trafik artışının yaşandığı durumlarda) kullanmak üzere daha küçük bir frekans bandı lisanslanamaz.
- Lisanssız kullanıcıların erişiminin yasaklanması: Mevcut yapıda lisanslı kullanıcılar spektrumun kendileri için ayrılan kısmını kullanabilirken, lisanslı kullanıcıların olmadığı, bandın boş olduğu durumlarda girişim yaratmasa dahi lisanssız kullanıcıların bu bandları kullanmasına izin verilmez.

Uluslararası Telekomünikasyon Birliği – Radyokomünikasyon Sektörü (*International Telecommunication Union – Radiocommunication, ITU-R*) tarafından belirlenen düzenlemelere göre 9 kHz ile 400 GHz arasındaki radyo spektrumu farklı

servisler için tahsis edilmiştir ve ayrılmamış hiçbir spektrum yoktur. Ayrılan bu frekans bandlarının sadece küçük bir kısmı tam olarak kullanılmakta iken, büyük bir kısmı ise kısmen doludur. Dolayısıyla spektrum verimliliği oldukça düşük seviyelerdedir [2].

Bilişsel radyo fikrinin ortaya çıkmasındaki temel etken, mevcut spektrum kullanımı ile ilgili yapılan ölçümler sonucu spektrum verimliliğinin oldukça düşük seviyelerde olduğunun gözlemlenmesidir. Federal İletişim Komisyonu'nun (*Federal Communications Commission, FCC*) yayınladığı rapora göre bazı bölgelerde, günün bazı zamanlarında tahsis edilen spektrumdaki boşluk oranı %15 ile %85 arasında değişmektedir [6]. Diğer bir raporda [7] SSC (*Shared Spectrum Company*) tarafından İrlanda'nın başkenti Dublin'de yapılan ölçüm sonuçları sunulmaktadır. Spektrum boşluklarını tespit etmek amacıyla yapılan bu ölçüm sonuçlarına göre spektrum kullanım oranları Çizelge 2.1'de verilmiştir. 30 MHz ile 3000 MHz frekans bandı aralığında 42 saat boyunca yapılan bu ölçümlerde belli bir işaret gücü eşik değerinin üzerinde algılanan spektrum miktarı baz alınmıştır. Ölçüm sonuçlarına göre ortalama spektrum kullanım oranı %13.6 olarak bulunurken, en yoğun olan 1710-1850 MHz bandındaki spektrum kullanım oranı %38.5 olarak ölçülmüştür. Bu ölçüm sonuçlarından da görüleceği gibi oldukça düşük olan spektrum verimliliği problemine bilişsel radyo teknolojisi çözüm olabilecektir.

Bilişsel radyo teknolojisi ile ilgili en iyi bilinen standart grubu IEEE 802.22'dir. Bu çalışma grubu bilişsel WRAN'lardaki 30 MHz-300 MHz aralığındaki çok yüksek frekans (*very high frequency, VHF*) ve 300 MHz-3 GHz aralığındaki ultra yüksek frekans (*ultra high frequency, UHF*) televizyon bandlarında kullanılmayan kanallar üzerine çalışmaktadır. Evrensel olarak radyo frekans spektrumunun kullanımını yöneten ITU-R de bilişsel radyo ve ağlarla ilgili standardizasyon çalışmaları yürütmektedir. Her iki ya da dört yılda bir ITU-R tarafından düzenlenen Dünya Radyokomünikasyon Konferansı'nda (*World Radiocommunication Conference, WRC*) spektrum düzenlemeleri gözden geçirilerek gerekli değişiklikler yapılmaktadır. 2007 yılındaki konferansta 2020 yılında kablosuz sistemler için çok daha fazla spektrum ihtiyacı doğacağı tahmin edilerek, spektrumun daha etkin kullanımı için yeni tekniklerin gerekliliği konusuna değinilmiştir [2].

Çizelge 2.1 : Dublin’de 30 MHz-3000 MHz frekans bandındaki spektrum kullanım oranları.

Başlangıç Frekansı (MHz)	Bitiş Frekansı (MHz)	Band Genişliği (MHz)	Banda Tahsis Edilen Servis	Kullanılan Spektrum (MHz)	Ortalama Kullanım (%)
30	54	24	Sabit Telsiz	1.351416	5.6
54	88	34	Sabit Telsiz	6.28524	18.5
108	138	30	Amatör	1.88598	6.3
138	174	36	Amatör	4.51656	12.5
174	216	42	Yayın	14.42952	34.4
			(Broadcasting)		
216	225	9	Yayın	1.77759	19.8
225	406	181	Uydu Uzay	8.664289	4.8
406	470	64	Amatör	11.43872	17.9
470	512	42	Yayın	2.54835	6.1
512	608	96	Yayın	25.39488	26.5
608	698	90	Yayın	3.63501	4.0
698	806	108	Yayın	37.90044	35.1
806	902	96	Yayın	9.52704	9.9
902	928	26	GSM, Kara	0.189579	0.7
			Mobil Servisleri		
928	1000	72	Yayın	21.03408	29.2
1000	1240	240	Yayın, Uydu	8.32056	3.5
1240	1300	60	Amatör	0.369324	0.6
1300	1400	100	Uydu	3.95	4.0
1400	1525	125	Sabit Telsiz	18.9475	15.2
1525	1710	185	Uydu	68.8163	37.2
1710	1850	140	Sabit Telsiz	53.9504	38.5
1850	1990	140	Sabit Telsiz	49.1694	35.1
1990	2110	120	Sabit Telsiz	0.803424	0.7
2110	2200	90	Sabit Telsiz	20.871	23.2
2200	2300	100	Sabit Telsiz	0.91076	0.9
2300	2360	60	Sabit Telsiz	0.27996	0.5
2360	2390	30	Sabit Telsiz	0.05649	0.2
2390	2500	110	ISM	15.7927	14.4
2500	2686	186	Yayın	26.99604	14.5
2686	2900	214	Astronomi, Radar	6.486982	3.0
2900	3000	100	Astronomi, Radar	0.4519	0.5
Toplam		2950		426.75143	
Toplam Mevcut Spektrum				2950	
Ortalama Spektrum Kullanımı (%)				13.60%	

2.2 Bilişsel Radyo Özellikleri

Lisanslı mevcut spektrumun lisanslı olmayan bir şekilde yeniden kullanımına olanak sağlayan bilişsel radyo, spektrum sezme ve ölçme teknikleriyle spektrumu kullanan lisanslı kullanıcıların tespitini yapar ve dinamik spektrum erişimine olanak sağlar. Dolayısıyla, lisanssız kullanıcıların spektrumdan faydalanmasına imkân sağlayarak, sınırlı olan mevcut band genişliğinin en etkin biçimde kullanılmasında ve spektrum verimliliğinin artırılmasında önemli rol oynamaktadır.

Bilişsel radyo ağları, farklı yapıda kablosuz ağ mimarisi ve dinamik spektrum erişim teknikleriyle kullanıcılara yüksek band genişliği sunmayı hedeflemektedir. Ancak, mevcut spektrum kullanımındaki hızlı değişimler ve farklı servisler için çeşitli servis kalitesi (*Quality of Service, QoS*) gereksinimleri bilişsel radyonun karşılaştığı zorluklardır. Bu zorluklarla başa çıkabilmek için bilişsel radyo ağındaki her kullanıcı şu görevleri yerine getirmek zorundadır [8]:

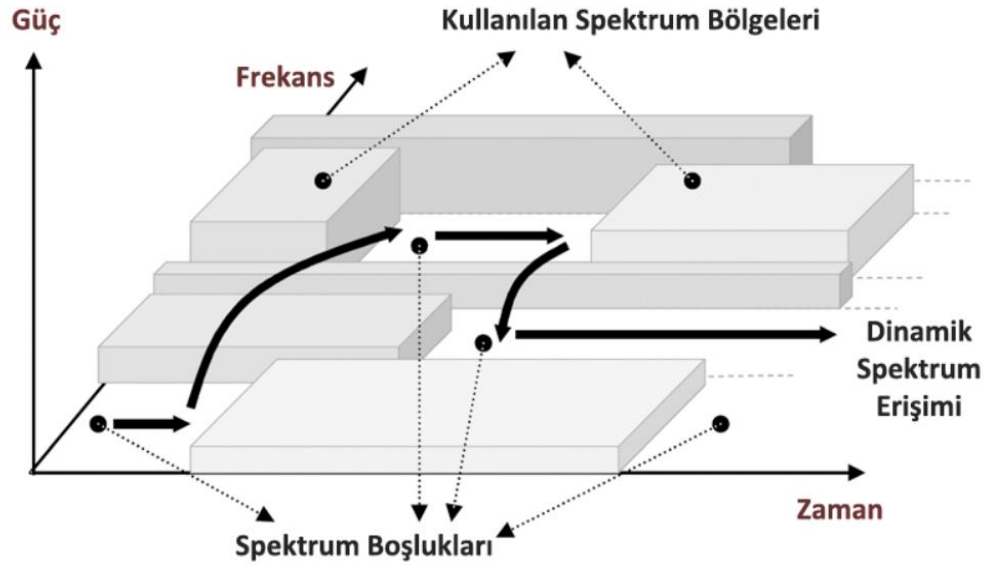
- Spektrumda uygun durumda bulunan frekans bandlarını tespit etmek,
- Uygun olan en iyi kanalı seçmek,
- Diğer kullanıcılar ile birlikte bu kanala erişimi koordine etmek,
- Lisanslı kullanıcı tespit edildiğinde kanalı terk etmek.

Spektrum yönetimindeki dört temel işlev olan spektrum sezme, spektruma karar verme, spektrum paylaşımı ve spektrum hareketliliği, sırasıyla bu dört maddeye karşılık gelmektedir.

Bilişsel radyoda birincil kullanıcı ve ikincil kullanıcı kavramları, lisanslı ve lisanssız kullanıcıları belirtmek için kullanılmaktadır. Birincil kullanıcı, lisanslı spektrumun sahibi olan kullanıcıları ifade ederken, ikincil kullanıcı ise birincil kullanıcının aktif olmadığı zamanlarda lisanslı spektrum üzerinden haberleşme sağlayan lisanssız kullanıcıları belirtmektedir. İkincil kullanıcılar spektrumu gözlemleyerek kullanılmayan lisanslı spektrumdan akıllı bir şekilde faydalanır ve birincil kullanıcılar aktif olduğunda spektrumu boşaltır [9].

Bilişsel radyonun iki temel özelliği, bilişsel kabiliyet ve yeniden yapılandırılabilirliktir. Bilişsel kabiliyet, radyo ortamıyla gerçek zamanlı etkileşim sonucu belirli bir anda kullanılmayan spektrum bandlarını tespit etmektir. Şekil 2.1’de görüldüğü gibi bilişsel radyo, spektrum boşluğu (*spectrum hole*) olarak

adlandırılan belli bir anda, belli bir yerde birincil kullanıcılar tarafından kullanılmayan bandları tespit eder ve en iyi spektrumunu seçerek lisanslı kullanıcılara girişim yaratmadan spektrumdan yararlanır. Yeniden yapılandırılabilme özelliği ise, bilişsel radyonun çeşitli frekanslarda çalışacak ve farklı erişim teknikleri kullanacak şekilde programlanabilmesi, bu sayede en uygun spektrumun ve parametrelerin belirlenmesi ve yeniden ayarlanabilmesidir. Bunu sağlayan ise, bilişsel radyonun üzerine kurulu olduğu yazılım tanımlı radyodur (*Software Defined Radio, SDR*) [8,10].



Şekil 2.1 : Spektrum boşlukları ve dinamik spektrum erişimi.

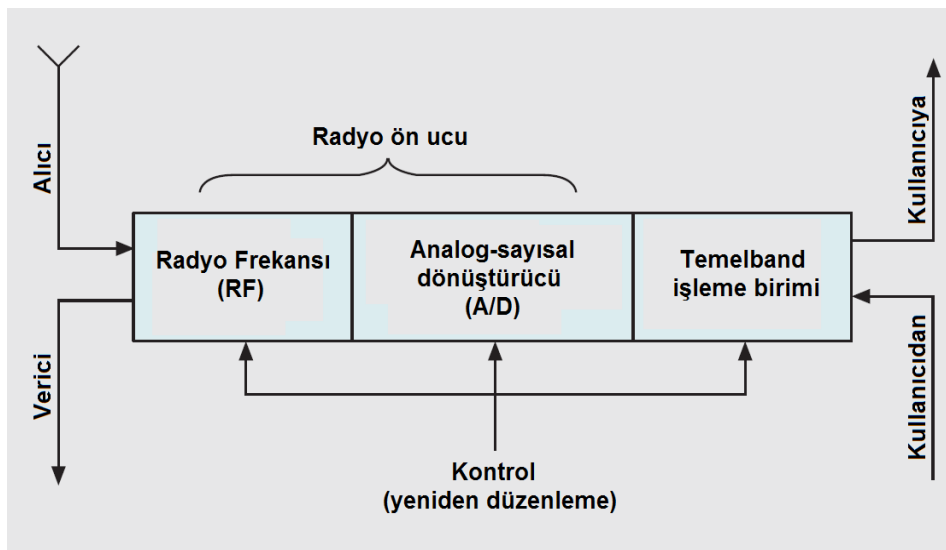
2.3 Bilişsel Radyo Ağ Mimarisi

Bilişsel radyo temel ağ bileşenleri şunlardır [5]:

- Alıcı-verici: Bilgi alıp gönderen SDR kullanan radyo alıcı-vericisi sistemin temel bileşenidir. Buna ek olarak frekans spektrumundaki değişimleri gözleyen ayrı bir alıcı bulunur. Alıcı-verici parametrelerinin dinamik olarak değiştirilebildiği bilişsel radyo mimarisinde, fiziksel katmandaki radyo ön ucu SDR temellidir. Ortam erişim kontrolü (*Media Access Control, MAC*), ağ katmanı, iletim katmanı ve uygulama katmanındaki uyarlanabilir protokoller radyo ortamının farkında olmalıdır. Ayrıca bu protokoller birincil kullanıcıların trafik hareketliliğinin, ikincil kullanıcıların iletim ihtiyaçlarının ve kanal kalitesindeki değişimlerin farkında olmalıdır.

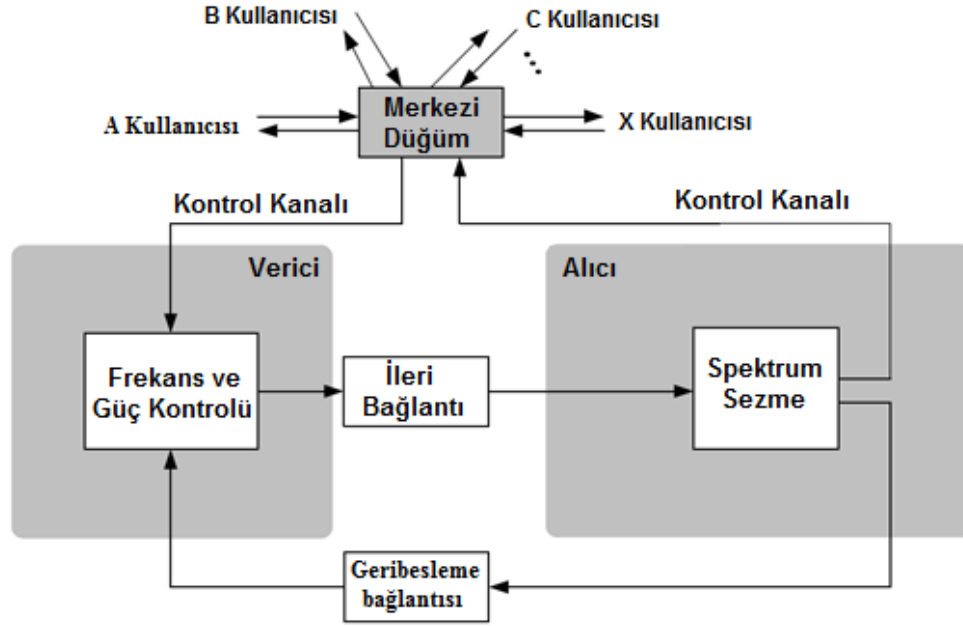
- **Spektrum çözümleyici:** Spektrum çözümleyici, spektrum kullanımını analiz etmek için ölçülen işaretleri kullanır. Bilişsel radyo iletiminin lisanslı kullanıcıya girişim yapmadığından emin olunmalıdır. Spektrum kullanım bilgisi için çeşitli işaret işleme teknikleri kullanılabilir.
- **Öğrenme:** Öğrenme, bilişsel radyonun spektrum kullanımı bilgilerinden faydalananarak radyo ortamını anlamasıdır. Öğrenme için yapay zeka algoritmaları kullanılır.
- **Karar verme:** Spektrum kullanım bilgisi elde edildikten sonra spektruma erişim kararı verilmelidir. En iyi çözüm için çeşitli yöntemler kullanılabilir. Optimizasyon teorisi ve oyun teorisi bu yöntemlere örnek olarak verilebilir.

Şekil 2.2’de gösterilen bilişsel radyo alıcı-verici yapısındaki temel bileşenler radyo ön ucu ve temelband işleme birimidir. Radyo ön ucunda alınan işaret güçlendirilir, karıştırılır ve analog-sayısal dönüştürücü ile sayısal hale dönüştürülür. Temelband işleme biriminde ise modülasyon/demodülasyon işlemleri gerçekleştirilir. Bilişsel radyo alıcı-verici yapısının özgün karakteristiği, geniş bir frekans aralığında eş zamanlı sezme sağlayan genişband radyo ön ucudur. Farklı bölgelerdeki birçok farklı frekansta, band genişliğinde ve güç seviyelerinde kullanıcı işaretleri alındığından radyo ön ucu geniş bir spektrum aralığında zayıf işareti tespit edebilmelidir. Bu sorun bilişsel radyo alıcı-verici tasarımındaki en temel sorundur [8].



Şekil 2.2 : Bilişsel radyo alıcı-verici yapısı.

Bilişsel radyoda alıcı tarafında gerçekleştirilen en önemli işlem spektrum sezmedir. Verici tarafı ise, alıcı ile arasında bulunan geri besleme bağlantısıyla elde ettiği spektrum sezme bilgisini kullanarak frekans ve güç kontrolü işlevlerini gerçekleştirir. Frekans yönetimi ve güç kontrolü işlevlerinde karar vermek için birçok kullanıcıdan gelen sezme bilgilerini toplama ve birleştirme amacıyla Şekil 2.3'te gösterilen merkezi düğüm kullanılabilir [2].



Şekil 2.3 : Bilişsel radyoda merkezi düğüm kullanımı.

Frekans yönetimi, bilişsel radyo sisteminde uygun frekans bandlarını seçme işlemidir. Spektrum sezme bilgisine dayanarak veri ve kontrol bilgisinin iletimi için akıllı kanal seçimi gerekmektedir. Böylelikle güvenilir bir iletişim sağlanmakta ve diğer kullanıcılara olan girişim azaltılmaktadır. Kanalların geçmiş zamandaki kullanım bilgilerine dayanarak farklı kanalların ileriki müsait zaman aralıklarının tahmin edilmesi, bilişsel radyoda en uygun kanalların seçilmesi açısından önemlidir [2].

Verici güç kontrolü, bilişsel radyoda en uygun verici güç seviyelerinin seçilmesini sağlar. Sürekli değişen radyo koşullarında, verici güç kontrolü ile diğer kullanıcılara zararlı derecede girişim yaratmayacak şekilde güvenilir bir iletişim sağlanmaya çalışılır. Ters güç kontrolü tekniği ile, iyi kanal koşullarında daha düşük güç seviyeleri, zayıflama ve sönmülemenin daha fazla olduğu kötü kanal koşullarında ise daha yüksek güç seviyeleri atanarak girişim en aza indirilir. Böylelikle daha fazla

sayıda ikincil kullanıcının spektrumu paylaşmasına olanak sağlanır, enerji ve spektrum verimliliği artar [2].

2.4 Bilişsel Radyo İşlevleri

Bilişsel radyonun dört temel işlevi vardır:

- Spektrum sezme
- Spektrum yönetimi (spektrum kararı)
- Spektrum paylaşımı
- Spektrum hareketliliği

2.4.1 Spektrum sezme

Güvenilir spektrum sezme bilişsel radyo için çok kritik bir öneme sahiptir. Spektrum sezmede amaç, spektrumda periyodik olarak algılama yaparak lisanslı kullanıcıların hareketliliğini ve spektrumun durumunu saptamaktır. Bilişsel radyo alıcı-vericisi, kullanılmayan spektrumu ve lisanslı spektrum boşluklarını tespit ederek birincil kullanıcılara girişim yapmadan spektruma erişim yöntemlerini belirler.

Bilişsel radyodaki en önemli görevlerden biri, frekans spektrumundaki boşlukları, belli bir zaman aralığında kullanılmayan frekans bandlarını (birincil kullanıcıya ayrılan ancak belli bir anda, belli bir yerde boş olan frekans bandları) tespit etmektir. Spektrum sezme adı verilen bu işlem için ileriki bölümlerde bahsedilecek olan enerji algılama ve özellik algılama gibi farklı teknikler kullanılarak spektrumdaki boşluklar tespit edilmektedir. Spektrum sezmede birincil kullanıcı işaretlerini algılamadaki en temel zorluk ortamın gürültülü olmasıdır. En uygun spektrum sezme tekniğini belirlemede, ölçümlerin hızı ve doğruluğu en temel iki ölçüttür. Doğruluğu belirleyen etkenler ise, frekans çözünürlüğü, yan lob seviyesi ve tahmin edilen gücün doğruluğudur. Frekans çözünürlüğü yüksek ve komşu frekanslardan olan girişimi azaltacak şekilde yan lob seviyesi düşük olduğunda, her frekans değerinde daha doğru güç tahmini yapılmaktadır.

Spektrum sezme işlemi merkezi ya da dağıtık biçimde yapılabilir. Merkezi spektrum sezmede, merkezi erişim noktası (örneğin baz istasyonu) hedeflenen frekans bandını sezer ve elde ettiği bilgiyi ağdaki diğer düğümlerle paylaşır. Bu yapıda tüm sezme işlevleri merkezi noktadan yapıldığından, kullanıcı terminallerinin

karmaşıklığı azalmaktadır. Ancak, merkezi erişim noktası hücre kenarında yer alan lisanssız kullanıcıyı tespit edemeyebilir. Dağıtık spektrum sezmede ise, her bir lisanssız kullanıcı spektrum sezme işlemini bağımsız olarak gerçekleştirir. Elde edilen bu spektrum sezme bilgisini her kullanıcı kendisi kullanabilir (işbirlikli olmayan yapı) ya da diğer bilişsel radyo kullanıcıları ile paylaşabilir (işbirlikli yapı) [5].

Spektrum sezme teknikleri genel olarak üç grupta incelenmektedir [8]:

- Birincil verici algılama yöntemi
- Birincil alıcı algılama yöntemi
- Girişim ısıtma yöntemi

2.4.1.1 Birincil verici algılama yöntemi

Bu yöntem, bilişsel radyo kullanıcıların yerel gözlemlerine bağlı olarak birincil vericinin zayıf işaretlerinin saptanmasına dayanır. Uyumlu süzgeç, enerji algılama ve özellik algılama tabanlı spektrum sezme teknikleri bu gruba girmektedir.

Uyumlu süzgeç yöntemi, birincil kullanıcı işaretinin bilişsel radyo kullanıcıları tarafından bilindiği durumda, durağan Gauss gürültülü ortamda en uygun sezicidir. Ancak uyumlu süzgeçte birincil kullanıcı işaretinin modülasyon tipi, darbe biçimi gibi birçok özelliğinin bilinmesi gereklidir.

Eğer alıcı birincil kullanıcının işareti hakkında yeterli bilgiye sahip değilse, bu durumda enerji algılama en uygun spektrum sezme yöntemi olmaktadır. Ancak enerji algılayıcının başarımı gürültü gücündeki belirsizlikten çok etkilenir ve yanlış alarmlar verebilir.

Modüle edilmiş işaretler genellikle periyodik veya çevrimsel durağan olarak karakterize edilebilirler. Özellik algılama yönteminde, işaretlerin bu gibi özelliklerinden faydalanılarak spektrum sezme işlemi gerçekleştirilir. Bu algılayıcının temel avantajı, gürültü gücündeki belirsizliklere karşı dayanıklı olmasıdır. Dezavantajı ise, karmaşık hesaplar ve uzun gözlem süreci gerektirmesidir.

Birincil verici algılama yöntemi, gizli terminal problemi (çok yönlü sönümleme ve gölgeleme nedeniyle birincil kullanıcı işaretinin tespit edilememesi ve girişim oluşturulması) gibi bazı durumlarda yetersiz kalabilir. Bu gibi durumlarda işbirlikli

sezme daha avantajlıdır. İşbirlikçi sezme yönteminde sezme kesinliği artar ve çok yollu sönümlleme ve gölgeleme etkileri azalır.

Genel olarak bu yöntemleri karşılaştıracak olursak, birincil kullanıcı işareti ile ilgili bilgi az olduğunda ya da hiç bilgi olmadığında, işlemsel karmaşıklığı daha düşük olan enerji algılama tekniği daha uygun olmaktadır. Kullanılan dalga biçimleri ile ilgili ön bilgi olduğunda ise, özellik algılama tekniği ile daha doğru spektrum sezme gerçekleştirilebilir, ancak bu tekniğin dezavantajı da işlemsel karmaşıklığının fazla olmasıdır. Frekans spektrumunu kabaca sezmek için enerji algılama, bu tekniğe dayanarak seçilen frekans bandında daha detaylı spektrum sezme için ise özellik algılama tekniğinin kullanılması uygun bir çözüm olabilir. Bu tekniklere ilave olarak, birçok bilişsel radyo düğümünden elde edilen spektrum sezme sonuçları kullanılarak uygulanan işbirlikli sezme tekniği ile daha güvenilir spektrum sezme bilgisi elde edilebilir [2,9]. Spektrum sezme için kullanılan birincil verici algılama teknikleri üçüncü bölümde ayrıntılı olarak incelenmiştir.

2.4.1.2 Birincil alıcı algılama yöntemi

Spektrum boşluklarını en verimli saptama yolu bilişsel radyo kullanıcıların menziline bulunan ve veri alımı yapan birincil kullanıcıları sezmektir. Bu yöntem şu anda sadece TV alıcılarını sezmede kullanılabilmektedir.

2.4.1.3 Girişim ısısı yöntemi

Girişim ısısı, bir alıcının tolere edebileceği maksimum girişim miktarıdır. Bu yöntem, girişim ısını azaltarak alıcıdaki girişimi kısıtlar. İkincil kullanıcılar bu sınırı aşmadıkça spektrumunu kullanabilirler. Bu yöntem spektrum algılamanın amacına en çok uyan yöntem olsa da girişim ısısı sınırını belirlemek çok zordur.

FCC tarafından girişim ölçümü için belirlenen yöntemle göre, lisanslı kullanıcılara girişim sınırı belirlenebilir. Gürültü ısısı kavramına yakın olan girişim ısısı hesabında gürültüye ek olarak diğer kaynaklardan gelen girişim de dikkate alınır. Girişim ısısı,

$$I_T(f_c, W) = \frac{P_1(f_c, W)}{kW} \quad (2.1)$$

şeklinde ifade edilir ve birimi Kelvin'dir. $P_1(f_c, W)$, merkezi f_c frekansında olan W Hz'lik bir bandın Watt cinsinden ortalama girişim gücü, k ise Boltzmann sabitidir.

Birincil ve ikincil kullanıcılar arasında bilgi alışverişinin olmaması nedeniyle ikincil kullanıcılar tarafından birincil kullanıcıların yeri belirlenemez. Dolayısıyla, spektrum sezme işleminde karşılaşılan zorlukların başında girişim ısı ölçümü gelmektedir. Çok kullanıcının olduğu ortamlarda spektrum boşluklarının ve girişimin sezilmesi diğer bir zorluk olarak ortaya çıkmaktadır. Üçüncü olarak, iletim ve sezme işlemlerinin aynı anda yapılamaması nedeniyle spektrum verimliliği düşmektedir. Bu yüzden spektrum verimliliği ve sezme doğruluğu arasındaki denge iyi ayarlanmalıdır.

2.4.2 Spektrum yönetimi (spektrum kararı)

Bilişsel radyo ağları, kullanılan uygulamaların QoS ihtiyaçlarına göre uygun bandların arasından en iyisini seçebilmelidir. Spektrum kararı, kanal karakteristikleri (girişim, yol kaybı, telsiz bağlantı hataları ve bağlantı katmanı gecikmesi) ve birincil kullanıcıların işlemleriyle yakından alakalıdır. Buna ek olarak, spektrum kararı diğer bilişsel radyo kullanıcılarının etkinliklerinden de etkilenir [8].

Spektrum kararı iki aşamadan oluşur. İlk olarak, her bir spektrum bandı sadece bilişsel radyo kullanıcılarının gözlemlerine göre değil ayrıca birincil ağların istatistiksel bilgilerine göre karakterize edilir. Daha sonra da bu bilgilere göre en uygun spektrum bandı seçilir.

Spektruma karar vermede karşılaşılan zorluklardan ilki SNR bilgisi kullanılarak spektrum kapasitesi kestiriminin yetersiz kalmasıdır. İkinci zorluk ise, karar verme işleminin lisanslı ve lisanssız bandlarda çalışması gerekliliğidir.

2.4.3 Spektrum paylaşımı

Radyo kanalının paylaşımı doğası nedeniyle bilişsel radyo kullanıcıları koordine edilmelidir. Spektrum paylaşımına dört açıdan bakabiliriz [8]:

- Mimari: Spektrum atama, merkezi veya dağıtımli olabilir. Merkezi atama yönteminde baz istasyonu bilişsel radyo kullanıcılarına frekans atamasını gerçekleştirir. Dağıtımli yapıda ise spektruma erişim, her bir kullanıcı tarafından yerel ilkeler göz önünde bulundurularak yapılır.
- Spektrum atama tutumu: İşbirlikçi çözümler için bir düğümün diğer düğümlerle olan girişim ölçümlerinden faydalanılır. Bu modellerde kullanılan genel yöntem hücresel yapıların girişim bilgisini bölgesel

olarak paylaşmasını sağlamaktır. Bu işlem merkezi ve dağıtımli modeller arasında etkili bir şekilde denge oluşmasını sağlar. İşbirlikçi olmayan sistemlerde sadece tek bir düğüm göz önüne alınır. Diğer bilişsel radyo düğümlerinin giriřimi göz önüne alınmaz ve bu şekilde spektrum kullanımı azalır. İşbirlikli yapılar genel olarak işbirlikli olmayanlara göre üstünlük sağlar. İşbirliklilik daha adaletli bir sistem ve artırılmış kazanç sağlar. Diğer bir yandan da işbirlikli olmayan yaklaşımlarda daha az bilgi paylaşımı olacağından enerji tüketimi düşüktür.

- Spektrum erişim tekniğı: Bindirmeli (*overlay*) spektrum paylaşımında, düğümler şebekeye ulaşmak için spektrumda birincil kullanıcıların kullanmadığı kısımları kullanırlar. Bu durum birincil şebekeye girişimi azaltır. Destekli (*underlay*) spektrum paylaşımında ise yayılı spektrum tekniklerinden faydalanılır. Örneğın, bilişsel radyo düğümünün iletimi birincil kullanıcılar tarafından gürültü gibi algılanır.
- Faaliyet alanı: Her bir bilişsel radyo şebekesi içindeki spektrum erişiminin düzenlenmesi şebeke içi (*intra network*) spektrum paylaşımı yöntemleri ile düzenlenir. Şebeke arası (*inter network*) spektrum paylaşımında bilişsel radyo mimarisi, birçok sistemin örtüşen bölgelere ve spektruma yerleştirilmesine olanak sağlar.

Spektrum paylaşımında karşılaşılan zorluklardan ilki, birçok spektrum paylaşımı işlemini kolaylaştıracak olan ortak kontrol kanalının, birincil kullanıcının bu kanalı seçtiğinde kanalı boşaltmak zorunda olmasıdır. Diğer bir zorluk, iletim menzili ve çalışma frekansı arasındaki bağıllık nedeniyle çalışma frekansı değıştiğinde düğümün komşularının da değışmesidir. Üçüncü zorluk ise, ikincil kullanıcıların, birincil kullanıcıların konumunu ve iletim gücünü bilmelerinden dolayı girişimin hesaplandığını varsaymaktır. Ancak girişim ikincil şebekelerde her zaman hesaplanamamaktadır.

2.4.4 Spektrum hareketliliğı

Spektrum hareketliliğinde amaç, frekans bandları sıklıkla değışirken kesintisiz bağlantının sürdürülmesini sağlamaktır. Bilişsel radyo en uygun spektrumu yakaladıktan sonra seçilen spektrumdaki birincil kullanıcıların faaliyetleri kullanıcı değışikliği gerektirebilir. Bu duruma spektrum hareketliliğı (mobilitesi) denir.

Bilişsel radyo kullanıcısı çalışma frekansını her değiştirdiğinde, şebeke protokolleri o çalışma parametrelerine göre değişiklik gerektirebilir. Bilişsel radyo şebekelerindeki spektrum hareketliliği yönetiminin amacı, spektrum el değiştirmeleri sırasında hızlı ve düzgün bir geçiş sağlayarak başarımlı düşüşünü azaltmaktır. Hareketlilik yönetim protokollerinin önemli bir ihtiyacı da el değiştirme süresi bilgisidir. Bu bilgi sezme algoritmaları tarafından sağlanabilir.

Spektrum hareketliliğinde karşılaşılan zorluklardan ilki, uygun kanallar zamanla değiştiğinden istenen seviyede QoS sağlamaktır. İkinci olarak, uygun bandlar kullanıcıların bir yerden başka bir gitmesiyle de değişir. Bu yüzden sürekli bir spektrum ataması yapmak büyük bir sorun oluşturur.

3. BİLİŞSEL RADYODA SPEKTRUM SEZME

Bilişsel radyonun getireceği olumsuz bir etki, kaçınılmaz bir şekilde mevcut sistemdeki girişimin artması ve neticesinde kalite değerlerinin düşmesi olacaktır. Girişimi en düşük seviyede tutmak için ikincil kullanıcılar spektrumu doğru bir şekilde sezmeli ve spektrumun müsait olup olmadığını, birincil kullanıcı işaretlerinin çok zayıf olduğu anları tespit etmelidir [11]. Bu nedenle spektrum sezme bilişsel radyoda en önemli konulardan biridir.

Spektrum sezme, çoğunlukla spektral içeriklerle ilgili ölçüm veya spektrumdaki radyo frekansı enerjisinin ölçümü olarak anlaşılmaktadır. Daha genel anlamda ise zaman, frekans, kod ve uzay gibi farklı boyutlarda spektrum kullanımı karakteristiklerinin tespitini ifade eder. Bunun yanında spektrumu meşgul eden kullanıcı işaretlerinin modülasyon tipi, dalga biçimi, band genişliği ve taşıyıcı frekansı gibi bilgileri saptar. Bunu gerçekleştirebilmek için güçlü işaret işleme teknikleri gerekmekte ve işlemsel karmaşıklık artmaktadır [12].

Spektrum sezme için en uygun yöntemi belirlemede sezme işleminin hızı ve doğruluğu iki temel ölçüttür. Gürültülü ortamda yapılan sezme işleminin doğruluğu, tahmin edilen güç spektrumunun doğruluk oranına bağlıdır. Tahmin edilen gücün doğruluğu ise, her bir frekans bandında tahmin edilen güçteki değişimlere bağlıdır. Bilişsel radyoda ikincil kullanıcılar, lisanslı frekans bandında kullanılmayan uygun frekans bandını sezmek için geniş bir alanı taramak zorundadır. Geleneksel yöntemlerde bu işlem Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (*Short Time Fourier Transform, STFT*) kullanılarak yapılmaktadır. STFT, tahmin edilen gücün yüksek doğrulukta bilinmemesi problemini getirdiğinden, birçok farklı spektrum sezme teknikleri geliştirilmiştir [9].

Spektrum sezmeyi zorlaştıran birçok etken vardır. Bunlardan en önemlileri, birincil kullanıcı SNR değerinin oldukça düşük olması, zayıflama ve çok yollu sönmüleme etkisi (30 dB'ye varan değerlerde işaretle zayıflama) ve gürültü/girişim değerinin zamanla değişmesi, yani gürültü gücü belirsizliğidir.

3.1 Spektrum Sezmedeki Zorluklar

Spektrum sezme yöntemlerini incelemekten önce, bilişsel radyoda spektrum sezme ile ilgili temel sorunlar aşağıda verilmiştir [12].

3.1.1 Donanım gereksinimleri

Bilişsel radyoda etkin spektrum sezme işlemi için yüksek örnekleme hızı, yüksek çözünürlüklü analog-sayısal dönüştürücüler ve yüksek hızlı işlemciler gerekir. Alıcı sistemde dar bandlı temelband işaretler, düşük güçlü işlemciler ile düşük karmaşıklıkta bir yapı kullanılarak işlenebilir. Ancak, bilişsel radyo boş frekans bandını tespit edebilmek amacıyla çok geniş bir frekans bandını tarayıp analiz etmek zorunda olduğundan, anten, güç yükseltici gibi radyo bileşenlerine ilave birtakım gereklilikler getirmektedir. En temel gereklilik, bu bileşenlerin çalışma frekansı aralığının geniş bir frekans bandını içermesidir. Bunun yanında, fazlaca işlem gerektiren işaret işleme görevlerini düşük bir gecikmeyle yapabilmek için yüksek hızlı işlemcilere ihtiyaç vardır.

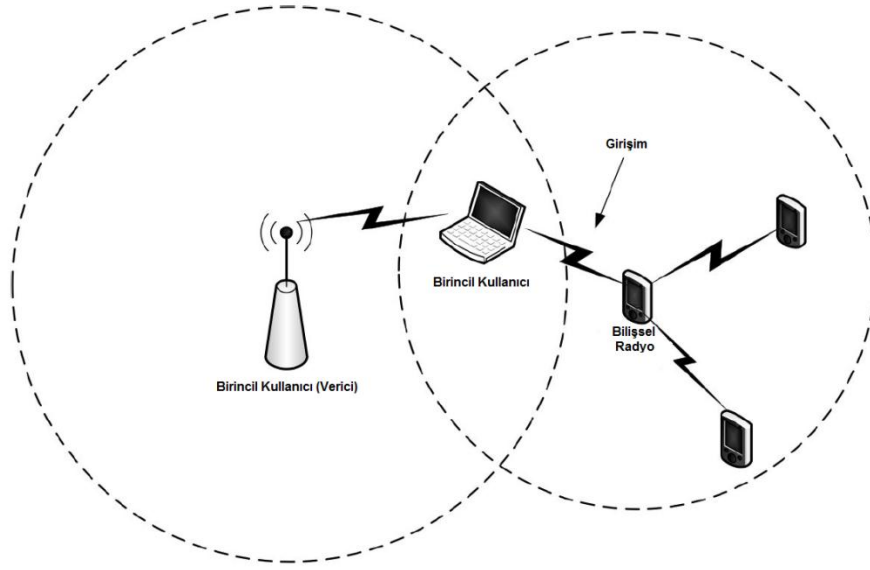
Sezme işlemi iki farklı yapıda gerçekleşmektedir: tek radyo ve çift radyo. Tek radyo yapısında belli bir zaman dilimi spektrum sezme işlemi için tahsis edilmiştir. Bu limitli sezme süresi nedeniyle belli bir doğruluk seviyesinin üzerine çıkılamaz. Ayrıca, spektrum sezme için özel olarak ayrılmış bir zaman dilimi olduğundan ve bu zaman diliminde veri iletimi yapılmadığından spektrum verimliliği de azalmış olur. Tek radyo yapısının avantajı ise, düşük maliyetli ve kolay olmasıdır. Çift radyo yapısında, bir radyo veri gönderme ve alma, diğer radyo ise spektrum gözlemleme için ayrılmıştır. Bu yapının dezavantajı ise, güç tüketiminin artması ve donanım maliyetidir. Tek radyo ve çift radyo karşılaştırması Çizelge 3.1’de verilmiştir [12].

Çizelge 3.1 : Tek radyo ve çift radyo sezme algoritmalarının karşılaştırılması.

	Tek Radyo	Çift Radyo
Avantajları	- Basitlik - Düşük maliyet	- Yüksek sezme başarımı - Yüksek spektrum verimliliği
Dezavantajları	- Düşük sezme başarımı - Düşük spektrum verimliliği	- Yüksek donanımsal ve matematiksel karmaşıklık - Yüksek maliyet - Yüksek güç tüketimi

3.1.2 Gizli birincil kullanıcı problemi

Şekil 3.1’de gösterilen gizli birincil kullanıcı problemi, ikincil kullanıcıların karşılaştığı çok yollu sönümleme ve gölgeleme gibi birçok nedenden ortaya çıkabilmektedir. Şekilde kesikli çizgiler birincil ve ikincil kullanıcıların servis bölgesini göstermektedir. Burada bilişsel radyo kullanıcısı, birincil vericinin işaretini tespit edemediğinden birincil alıcıya girişim oluşturmaktadır. Gizli birincil kullanıcı probleminin üstesinden gelebilmek için alıcı (ikincil kullanıcı) tarafında birden fazla anten kullanılarak spektrum sezme gerçekleştirilebilir.



Şekil 3.1 : Gizli birincil kullanıcı problemi.

3.1.3 Yayılı spektrumdaki birincil kullanıcıları sezme problemi

Başlıca yayılı spektrum teknolojileri, frekans atlamalı yayılı spektrum (*Frequency Hopping Spread Spectrum, FHSS*) ve doğrudan dizilerle yayılı spektrumdur (*Direct Sequence Spread Spectrum, DSSS*). Sabit frekanslı cihazlar tek bir frekansta ya da kanalda çalışırlar. Buna örnek olarak kablosuz yerel alan ağları (*Wireless Local Area Networks, WLAN*) verilebilir. FHSS tekniği kullanan cihazlar, çalışma frekansını darbandlı kanallar arasında dinamik olarak değiştirmektedir. Frekans atlama adı verilen bu yöntemde, atlanacak frekans dizisi verici ve alıcı sistem tarafından bilinmektedir. DSSS tekniği FHSS’ye benzerdir ancak bu yöntemde enerji bütün spektrum üzerinde yayılmaktadır.

Yayılı spektrum tekniği kullanan birincil kullanıcıların işaret güçleri geniş bir frekans bandında yayıldığından işaretleri algılamak zorlaşmaktadır. Frekans atlama

düzeni bilindiğinde ve işaret ile mükemmel senkronizasyon sağlandığında bu problem kısmen önlenebilmektedir.

3.2 Spektrum Sezme Yöntemleri

Spektrum sezme yöntemlerinin başarımını belirleyen değerler şunlardır:

- Algılama olasılığı (P_d): Algılama, birincil kullanıcı işareti varken, ikincil kullanıcının birincil kullanıcı işaretinin varlığını algılayabilmesidir.
- Eksik algılama olasılığı ($P_{md} = 1 - P_d$): Eksik algılama, birincil kullanıcı işareti varken, ikincil kullanıcının birincil kullanıcı işaretinin varlığını algılayamamasıdır. Kanal meşgul iken, ikincil kullanıcı kanalı boş olarak algıladığından iletim yapar ve böylelikle lisanslı kullanıcılara girişim oluşturur. Lisanslı kullanıcılara girişim oluşturmamak için, spektrum sezme algoritmalarının başarımıyla ilgili sıkı kısıtlamalar getirilmiştir. IEEE 802.22 WRAN standardına göre $P_{md} < 0.1$ olmalıdır [13].
- Yanlış alarm olasılığı (P_{fa}): Yanlış alarm, birincil kullanıcı iletim yapmazken, ikincil kullanıcının birincil kullanıcı işaretinin varlığına karar vermesidir. Kanal boş iken, ikincil kullanıcı kanalı dolu olarak algıladığından iletim yapmaz ve böylelikle boş olan band kullanılmamış olur. IEEE 802.22 WRAN standardına göre $P_{fa} < 0.1$ olmalıdır [13].

İşaretin varlığı ya da yokluğuna karar vermek için algoritma tarafından kullanılan karar eşiğine bağlı olan bu olasılıklar, alıcı işletim karakteristiği (*receiver operation characteristic, ROC*) olarak adlandırılır.

Spektrum sezme başarımı ile ilgili kriterlere karşın, benzetim sonuçları göstermektedir ki oldukça düşük SNR değerlerinde algılama başarımı önemli ölçüde düşebilmektedir. Bunun temel nedeni, gizli birincil kullanıcı problemi. İkincil kullanıcının bulunduğu konum itibarıyla birincil kullanıcı işareti sönümlenme, blokaj gibi nedenlerle oldukça düşük SNR değerlerinde (genellikle -10dB 'den daha düşük) olabilmekte ve hatalı karar verme olasılığı artmaktadır. Bu nedenle, özellikle birincil kullanıcı SNR değerinin düşük olduğu durumda, spektrum sezme yönteminin seçimi büyük önem taşımaktadır.

Spektrum sezme yöntemleri genel olarak üç kategoride incelenebilir [14]:

- Kaynak işaret ve gürültü gücü bilgisi gereken yöntemler: Uyumlu süzgeç yöntemi, çevrimsel durağan özellik algılama yöntemi örnek olarak verilebilir.
- Sadece gürültü gücü bilgisi gereken yöntemler (yarı-kör, *semi-blind*): Gürültü gücünün bilindiği durumda enerji algılama yöntemi örnek olarak verilebilir.
- Kaynak işaret veya gürültü gücü bilgisi gerekmeyen yöntemler (kör, *blind*): Özdeğer tabanlı spektrum sezme yöntemlerinin büyük bir kısmı bu kategoridedir.

3.2.1 Spektrum sezme sistem modeli

Başlangıç olarak, spektrum sezmede işaret algılama için modeli şu şekilde oluşturabiliriz [15]:

$$\mathbf{x} = \mathbf{s} + \mathbf{w} \quad (3.1)$$

$\mathbf{s}$: İletilen işaret vektörü

$\mathbf{w}$: Gürültü vektörü

$\mathbf{x}$: Alınan işaret vektörü

Burada alınan işaret vektörünün N_s boyutlu olduğu ve gürültü vektörünün sıfır ortalamalı, σ_w^2 varyanslı, bağımsız ve aynı dağılımlı (*independent and identically distributed, IID*) karmaşık Gauss olduğu varsayılmaktadır ($\mathbf{w} \sim \text{CN}(\mathbf{0}, \sigma_w^2 \mathbf{I})$).

Spektrum sezmede öncelikle amaçlanan, birincil kullanıcı işaretinin mevcut olup olmadığını tespit etmeye çalışmak olduğundan aşağıdaki gibi iki hipotez oluşturarak ayırt etmeye çalışılır.

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{x} &= \mathbf{w} \\ H_1 : \mathbf{x} &= \mathbf{s} + \mathbf{w} \end{aligned} \quad (3.2)$$

Bu hipotezler doğrultusunda optimum Neyman-Pearson testi ile logaritmik olabilirlik oranı (*log-likelihood ratio, LLR*) belli bir eşik değerine (γ) göre karşılaştırılarak karar verilir.

$$T \triangleq \log \left(\frac{P(\mathbf{x}|H_1)}{P(\mathbf{x}|H_0)} \right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma \quad (3.3)$$

Denklemden de görüleceği gibi, logaritmik olabilirlik oranı tespit edilecek işaretin dağılımına ve test işlevine bağlıdır.

Birincil kullanıcı işareti $s_c(t)$, gürültü işareti $w_c(t)$ ile ifade edildiğinde, bilişsel radyo alıcısındaki sürekli zamanlı alınan işaret $x_c(t) = s_c(t) + w_c(t)$ şeklinde olmaktadır. İlgili bandın merkezi frekansı f_c , band genişliği W olmak üzere, örnekleme frekansı $f_s \geq W$ ve örnekleme periyodu $T_s = 1/f_s$ olacak şekilde alınan işaret örneklenmektedir. Örnek işaretleri $x(n) \triangleq x_c(nT_s)$, $\bar{s}(n) \triangleq s_c(nT_s)$ ve $w(n) \triangleq w_c(nT_s)$ olarak gösterildiğinde hipotez testleri (3.4)'te verildiği gibi olmaktadır [16].

$$\begin{aligned} H_0 : x(n) &= w(n) \\ H_1 : x(n) &= \bar{s}(n) + w(n) \end{aligned} \quad (3.4)$$

Burada $\bar{s}(n)$, yol kaybı, çok yollu sönmüleme ve gölgeleme etkilerine maruz kalmış, birincil kullanıcıya ait alınan işaret örneklerini, $w(n)$ ise alınan IID beyaz gürültü örneklerini belirtmektedir. Gürültü ve işaretin ilişkisiz olduğu varsayılmaktadır.

3.2.2 Sıralı istatistikler kullanımı ile eşik değeri belirleme

Spektrum sezme yöntemlerinde birincil kullanıcı işaretinin varlığına karar verilirken, test istatistiği değeri (T) belli bir eşik değeri (γ) ile karşılaştırılır ve T değeri eşik değerinden büyükse işaretin varlığına, değilse sadece gürültünün varlığına karar verilir. Bu nedenle, eşik değeri belirlenmesi büyük öneme sahiptir. Teorik olarak hesaplanan eşik değerlerinin haricinde, ayrıca sıralı istatistikler (*order statistics*) kullanılarak da eşik değeri sayısal olarak belirlenebilmektedir. Belli bir örnek dizisi için k . sıralı istatistik, dizideki k . en küçük değeri ifade etmektedir. Spektrum sezme için ele alınan sistemde sıralı istatistik kullanımı ile eşik değeri belirlerken, sadece gürültünün olduğu durumda (birincil kullanıcı işareti yokken) yapılan x adet deney için elde edilen T değerleri sıralı olarak yazılır. Yanlış alarm olasılığı (P_{fa}), sadece gürültünün olduğu durumda T değerlerinden ne kadarının eşik değerinin üzerinde

kaldığını ifade ettiğinden, $P_{fa} = p$ alındığında, elde edilen T değerlerinden x_p tanesi eşik değerinin üzerinde kalacak şekilde sıralı istatistik yapılarak eşik değeri belirlenir. Bu yöntem, teorik olarak eşik değerinin elde edilemediği durumlarda kullanılabilir.

3.2.3 Enerji algılama yöntemi

Periodogram ya da radyometri yöntemi olarak da bilinen enerji algılama (*energy detection, ED*) tabanlı spektrum sezme, düşük matematiksel ve donanımsal karmaşıklığının yanında birincil kullanıcı işareti hakkında hiçbir bilgi gerektirmemesi nedeniyle en yaygın spektrum sezme yöntemlerinden biridir. Enerji algılama yönteminde enerji algılayıcının çıkışındaki işaretin enerjisi, gürültü varyansına bağlı bir eşik seviyesi ile karşılaştırılarak birincil kullanıcı işaretinin varlığına karar verilir. Bu yöntemin zayıf yönleri, eşik değerinin belirlenmesindeki zorluk, ikincil kullanıcı bandı kullanırken birincil kullanıcılardan olan girişim ile gürültüyü ayırt edememesi ve düşük SNR değerlerinde başarımının düşmesidir. Ayrıca bu yöntem yayılı spektrum işaretlerini sezmede etkili değildir.

Algılanacak olan işaretin bilinen hiçbir yapısının olmadığı ve ayrıca sıfır ortalamalı çevrimsel simetrik karmaşık Gauss dağılımlı IID olduğu varsayıldığında ($\mathbf{s} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_s^2 \mathbf{I})$), $\mathbf{w} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_w^2 \mathbf{I})$ varsayımı ile,

$$\begin{aligned} \mathbf{x} | H_0 &\sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_w^2 \mathbf{I}) \\ \mathbf{x} | H_1 &\sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, (\sigma_w^2 + \sigma_s^2) \mathbf{I}) \end{aligned} \quad (3.5)$$

olmaktadır. Bu durumda logaritmik olabilirlik oranı aşağıdaki hale gelir [15]:

$$\log \left(\frac{P(\mathbf{x}|H_1)}{P(\mathbf{x}|H_0)} \right) = \log \left(\frac{\frac{1}{\pi^{N_s} (\sigma_w^2 + \sigma_s^2)^{N_s}} \exp \left(-\frac{\|\mathbf{x}\|^2}{\sigma_w^2 + \sigma_s^2} \right)}{\frac{1}{\pi^{N_s} (\sigma_w^2)^{N_s}} \exp \left(-\frac{\|\mathbf{x}\|^2}{\sigma_w^2} \right)} \right) \quad (3.6)$$

Alınan $\mathbf{x}$ vektöründen bağımsız olan değişkenleri çıkardığımızda optimum Neyman-Pearson testi şu şekilde elde edilir:

$$T_{ED} \triangleq \|\mathbf{x}\|^2 = \sum_{n=0}^{N_s-1} |\mathbf{x}(n)|^2 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma_{ED} \quad (3.7)$$

Burada N_s , alınan örnek sayısını göstermektedir. Enerji algılayıcı, alınan işaretin belli bir zaman aralığında enerjisini ölçer ve bu değeri daha önceden belirlenen eşik değeriyle karşılaştırarak karar verir. Yanlış alarm olasılığı kapalı biçimde,

$$P_{fa} \triangleq P(T_{ED} > \gamma_{ED} | H_0) = 1 - F_{\chi^2_{2N_s}} \left(\frac{2\gamma_{ED}}{\sigma_w^2} \right) \quad (3.8)$$

şeklinde ifade edilir. Burada $F_{\chi^2_{2N_s}}(.)$, serbestlik derecesi $2N_s$ olan χ^2 -dağılımlı rastlantı değişkeninin olasılık dağılım işlevini (*cumulative distribution function, CDF*) ifade etmektedir. Burada gürültü karmaşık alındığından, reel ve sanal bileşenlerden dolayı serbestlik derecesi $2N_s$ olmakta ve $2\gamma_{ED}$ terimi gelmektedir.

Yanlış alarm olasılığı verildiğinde eşik değeri,

$$\gamma_{ED} = F_{\chi^2_{2N_s}}^{-1}(1 - P_{fa}) \frac{\sigma_w^2}{2} \quad (3.9)$$

şeklinde ifade edilir. Bu durumda IID işaret için algılama olasılığı ise aşağıdaki formülle verilir.

$$\begin{aligned} P_d &= 1 - P_{md} \triangleq P(T_{ED} > \gamma_{ED} | H_1) \\ &= 1 - F_{\chi^2_{2N_s}} \left(\frac{2\gamma_{ED}}{\sigma_w^2 + \sigma_s^2} \right) \end{aligned} \quad (3.10)$$

P_{fa} ile P_d arasındaki ideal dengeyi sağlamak için eşik değerinin seçimi çok önemlidir. Bunun için ise, gürültü ve algılanan işaret gücünün bilinmesi gereklidir.

Spektrum sezme başarımını iyileştirmek için, alıcı tarafında birden fazla anten kullanımı, farklı alıcılar kullanarak işbirlikli spektrum sezme ya da fazladan örnekleme yapılabilir. Sayısal modülasyonlu ve sönmlemeye uğramış işaret modeli düşünüldüğünde, modülasyonlu sayısal kaynak işareti $s(n)$, sembol süresi T_0 ve iletim kanalı $h(t)$ ile gösterilmek üzere,

$$s_c(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} s(k) h(t - kT_0) \quad (3.11)$$

ifadesi, ayrık işaretin filtrelenmesi ve iletim kanalı boyunca gönderilmesi sonucu elde edilen işareti belirtmektedir [16]. Burada $h(t)$, iletim filtresi, kanal yanıtı ve

alıcı filtre etkilerini içermektedir. $h(t)$ 'nin $[0, T_u]$ aralığında tanımlı olduğu varsayımı ile, $n = 0, 1, \dots, N_s - 1$ ve $i = 1, 2, \dots, M$ olmak üzere,

$$\begin{aligned} x_i(n) &= x((nM + i - 1)T_s) \\ h_i(n) &= h((nM + i - 1)T_s) \\ w_i(n) &= w_c((nM + i - 1)T_s) \end{aligned} \quad (3.12)$$

şeklinde ifade edilir. Burada M , fazladan örnekleme (*oversampling*) derecesi, alıcı anten sayısı ya da işbirlikli yapıdaki farklı alıcı sayısı olarak tanımlanır. Örnekleme periyodu ise $T_s = T_0 / M$ olmaktadır. (3.12) denklemindeki tanımlamalara göre tek girişli tek çıkışlı (*Single Input Single Output, SISO*) sistem için,

$$x_i(n) = \sum_{k=0}^N h_i(k)s(n-k) + w_i(n) \quad (3.13)$$

olarak belirtilir. Kaynak işaret sayısı birden fazla olduğunda alınan işaret,

$$x_i(n) = \sum_{j=1}^P \sum_{k=0}^{N_{ij}} h_{ij}(k)s_j(n-k) + w_i(n) \quad (3.14)$$

halini alır. Burada P kaynak işaret sayısını, $h_{ij}(k)$ j . kaynak işaret için kanal yanıtını, N_{ij} ise $h_{ij}(k)$ 'nin kanal derecesini göstermektedir.

Çoklu alıcı anten modelinde, fazladan örneklenmiş işaret modelinden farklı olarak $x_i(n)$ işareti, i . alıcı antende alınan işareti göstermektedir. Bu iki model arasındaki fark, kanal özelliğidir. Fazladan örneklenmiş işaret modeli için $h_j(k)$ 'ler farklı i değerleri için aynı $h_j(t)$ kanalı ile belirtilir ve genellikle ilişkilidir. Çoklu alıcı modelinde ise, alıcı antenler arasındaki mesafeye bağlı olarak $h_{ij}(k)$ 'ler farklı i değerleri için bağımsız veya ilişkili olabilir. Kavram olarak iki model aynı kabul edilebilir.

Alıcıda M anten olduğu durumda ya da M . dereceden fazladan örnekleme yapıldığında, tüm alıcı antenlerde tüm zaman örneklerinde alınan işaret gücünün ortalaması alınır ve eşik değeri ile karşılaştırılarak birincil kullanıcı işaretinin varlığına karar verilir. Bu durumda, örnek sayısı N_s olmak üzere test istatistiği,

$$T(N_s) = \frac{1}{MN_s} \sum_{i=1}^M \sum_{n=0}^{N_s-1} |x_i(n)|^2 \underset{H_0}{>} \underset{H_1}{<} \gamma_{ED} \quad (3.15)$$

şeklindedir. Burada verilen eşik değeri γ_{ED} , tek alıcı antenin olduğu yapı için (3.9) ile verilen formülden farklı olmaktadır. Gürültünün karmaşık olduğu varsayıldığında, M alıcı antenli yapı için (3.15) ile verilen test istatistiğine göre yanlış alarm olasılığı (3.16) halini almaktadır. Bu denklemde $F_{x_{2MN_s}^2}(\cdot)$, serbestlik derecesi $2MN_s$ olan χ^2 -dağılımlı rastlantı değişkeninin olasılık dağılım işlevini belirtmektedir.

$$P_{fa} \triangleq P(T_{ED} > \gamma_{ED} | H_0) = 1 - F_{x_{2MN_s}^2} \left(\frac{2MN_s \gamma_{ED}}{\sigma_w^2} \right) \quad (3.16)$$

Eşik değeri ise, yanlış alarm olasılığına bağlı olarak şu şekilde tanımlanabilir:

$$\gamma_{ED} = F_{x_{2MN_s}^2}^{-1}(1 - P_{fa}) \frac{\sigma_w^2}{2MN_s} \quad (3.17)$$

Çoklu alıcı anten ($M > 1$) ve düz sönümlemeli kanal durumunda, kanal katsayılarının alıcıda bilindiği varsayımı ile alıcı antenlerdeki enerji birleştirilerek sezici başarımı artırılmaktadır [17]. Ancak pratikte çok yönlü sönümleme olduğundan, kanal katsayıları alıcıda bilinmediği durumda bu yöntem uygulanabilir değildir. Enerji algılama yöntemi için eşik değeri gürültü gücüne bağlı olduğundan, bu yöntemin başarısı gürültü gücünün kesin olarak bilinmesine bağlıdır. Pratikte ise, her zaman gürültü belirsizliği vardır. α gürültü belirsizliği faktörü olmak üzere, tahmini gürültü gücü şu şekilde verilir [16]:

$$\sigma_w^2 = \alpha \sigma_w^2 \quad (3.18)$$

Gürültü belirsizliği sınırı ise (dB) olarak,

$$B = \sup \{10 \log_{10} \alpha\} \quad (3.19)$$

şeklindedir. $10 \log_{10} \alpha$ 'nın (dB olarak) $[-B, B]$ aralığında eşit dağılımlı olduğu varsayılır. Alıcı cihaz için B , 1 dB veya 2 dB seviyelerinde iken, ortamdaki gürültü belirsizliği girişimden dolayı çok daha yüksek olabilmektedir. Bu durumda yanlış

alarm olasılığının artması, enerji algılama yönteminin başarımını önemli ölçüde düşürmektedir.

Gürültü gücü tahmin edilebilir ancak işaret gücü, birincil kullanıcı ile bilişsel radyo kullanıcısı arasındaki mesafeye bağlı olarak değiştiğinden tahmin edilmesi güçtür. Pratikte eşik değeri, istenen yanlış alarm olasılığına göre seçilir. Bu nedenle gürültü varyansının bilinmesi yeterlidir.

[18]'de, spektrum tahmini tabanlı enerji algılama yönteminde bağımsız aynı dağılımlı Rayleigh ve Rician kanallar için yanlış alarm olasılığı ve eksik algılama olasılığı matematiksel olarak ifade edilmiştir. Geleneksel zaman bölgesindeki enerji algılama tekniğinden farklı olarak, frekans bölgesindeki bu enerji algılama tekniğinde yanlış alarm olasılığı azaltılarak başarımlar artışı sağlanmıştır.

[19]'de algılama band genişliği, filtre tipi ve frekans kanalını esnek bir şekilde değiştirebilen örtüşen FFT filtre dizisi (*overlap FFT filter-bank*) tabanlı spektrum sezme algoritması sunulmuştur. Geleneksel filtre dizisi yönteminde zaman bölgesinde işaret işleme yapılırken, burada sunulan çözümde frekans bölgesinde işaret işleme yapılmaktadır ve böylece klasik enerji algılama yöntemlerine göre çok önemli başarımlar iyileşmesi sağlanmaktadır.

Enerji algılayıcı, her tipteki işareti algılayabilmesi ve algılanacak işaret hakkında hiçbir bilgiye ihtiyaç duymaması nedeniyle genel bir algılayıcıdır. Fakat işaret hakkında bir bilgi olsa dahi bunu kullanmaması ve karar eşik değerini belirlemek için gürültü gücünün bilinmesi gerekliliği negatif yönleridir. Ayrıca IID işaretler için başarılı iken, ilişkili işaretleri algılamada başarımları düşmektedir.

3.2.4 Uyumlu süzgeç yöntemi

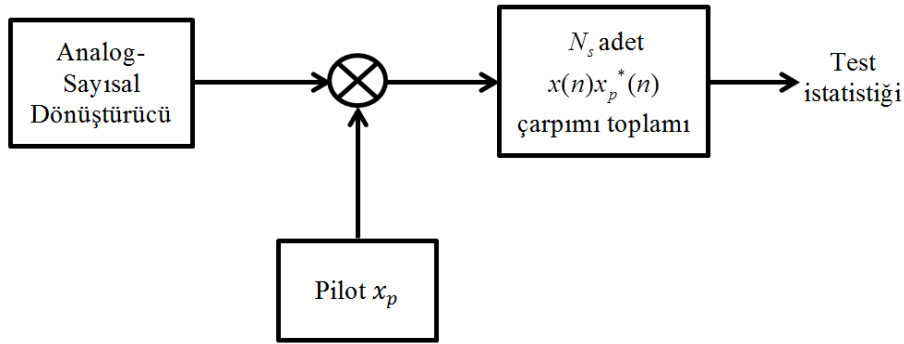
Eğer algılanacak işaret tam olarak biliniyorsa en ideal algılayıcı uyumlu süzgeçtir. Uyumlu süzgeç yöntemi (*matched filtering*), alınan işareti demodüle etmek için birincil kullanıcı işaretinin modülasyon tipi, frekansı, band genişliği gibi ön bilgilere ihtiyaç duyar ve ayrıca mükemmel senkronizasyon gerektirir. Birincil ve ikincil kullanıcılar arasında işbirliği olmadığında bu senkronizasyon mümkün olmayabilir.

Uyumlu süzgeç yöntemi ile spektrum sezme sistem yapısı Şekil 3.2'de gösterilmiştir. Alınan işaret örnekleri ($x(n)$), seçilen pilot işaretin konjugesinin ($x_p^*(n)$) örnek değerleri ile çarpılıp toplanarak, uyumlu süzgeç yöntemi için test istatistiği

(3.20)'deki gibi verilebilir. Pilot işaret, genellikle alınan işarete dik olarak seçilir ve elde edilen test istatistiği belli bir eşik değeri ile karşılaştırılarak birincil kullanıcı işaretinin varlığına karar verilir.

$$T_{MF} = \sum_{N_s} x(n)x_p^*(n) \quad (3.20)$$

Uyumlu süzgeç yöntemi ile spektrum sezmenin avantajı, gürültü belirsizliğine karşı dayanıklı olması ve kısa zamanda yüksek doğrulukta sezme işlemi gerçekleştirmesi; dezavantajı ise, birincil kullanıcı işareti hakkında ön bilgiye ihtiyaç duymasıdır. Bu bilgiler doğru olmadığında uyumlu süzgeç başarımı önemli ölçüde azalmaktadır. Mükemmel bilgi gerektirmesi dışında yüksek güç tüketimi nedeniyle bu yöntemin pratikte uygulanması oldukça zordur [20].



Şekil 3.2 : Uyumlu süzgeç yöntemi ile spektrum sezme.

3.2.5 Çevrimsel durağan özellik algılama yöntemi

Algılanacak olan işaretin tam olarak bilinmesi pratikte pek mümkün olmamaktadır. Bununla birlikte, birincil kullanıcı tipleri ve iletilen işaretler belli ölçüde bilinmektedir. Algılanacak işaretlerin bilinen özelliklerinden yararlanarak algılayıcı başarımını iyileştiren ve gürültü varyansının doğru olarak bilinmemesi problemini önleyen çeşitli özellik algılayıcılar kullanılabilir.

Özellik algılayıcılar, temelde iletilen işaretin bilinen belirli bir yapısını kullanırlar. Bu sınıftaki algılayıcıları genel olarak, işaretin çevrimsel durağanlık özelliği, özilinti özelliği ve kovaryans matrisinin bilinen bir özdeğer yapısını kullanan algılayıcılar olarak sınıflandırabiliriz.

Modülasyonlu birincil kullanıcı işaretleri bit hızı, sembol hızı, kanal kodu, çevrimsel önek (*cyclic prefix, CP*) gibi parametreler açısından periyodiklik özelliği gösterir ve

çevrimsel durağan rastgele süreç olarak modellenebilir. Modülasyonlu bir işaretin ortalaması ve özilintisi aşağıdaki denklemlerde verildiği gibi zamanda periyodiklik özelliği gösteriyorsa, ikinci dereceden çevrimsel durağan işaret kabul edilir.

$$m_x(t + T_0) = m_x(t) \quad (3.21)$$

$$R_x(t, \tau) = E[x(t + \tau)x^*(t)] \quad (3.22a)$$

$$R_x(t + T_0, \tau) = R_x(t, \tau) \quad (3.22b)$$

Burada $m_x(t)$ işaretin ortalaması, $R_x(t, \tau)$ işaretin özilinti işlevi, T_0 ise periyot olarak tanımlanmıştır. Özilinti işlevini Fourier serilerine açılmış olarak şu şekilde yazabiliriz:

$$R_x\left(t + \frac{\tau}{2}, t - \frac{\tau}{2}\right) = \sum_{\alpha} R_x^{\alpha}(\tau) e^{j2\pi\alpha t} \quad (3.23)$$

Denklemdaki α çevrimsel frekans (*cyclic frequency*) olarak adlandırılır. Çevrimsel özilinti işlevi olarak adlandırılan $R_x^{\alpha}(\tau)$ ise aşağıdaki gibi verilir.

$$R_x^{\alpha}(\tau) = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} R_x\left(t + \frac{\tau}{2}, t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi\alpha t} dt \quad (3.24)$$

Çevrimsel özilinti işlevi $R_x^{\alpha}(\tau)$ 'nın Fourier dönüşümü çevrimsel spektral yoğunluk işlevini (spektral özilinti işlevi) verir:

$$S_x^{\alpha}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_x^{\alpha}(\tau) e^{-j2\pi\alpha\tau} d\tau \quad (3.25)$$

Sonlu sayıda örnek için spektral özilinti işlevi, aşağıda verildiği gibi alınan $x(t)$ işaretinin $f + \alpha/2$ ve $f - \alpha/2$ frekanslarındaki spektral bileşenleri hesaplanarak bulunur [21].

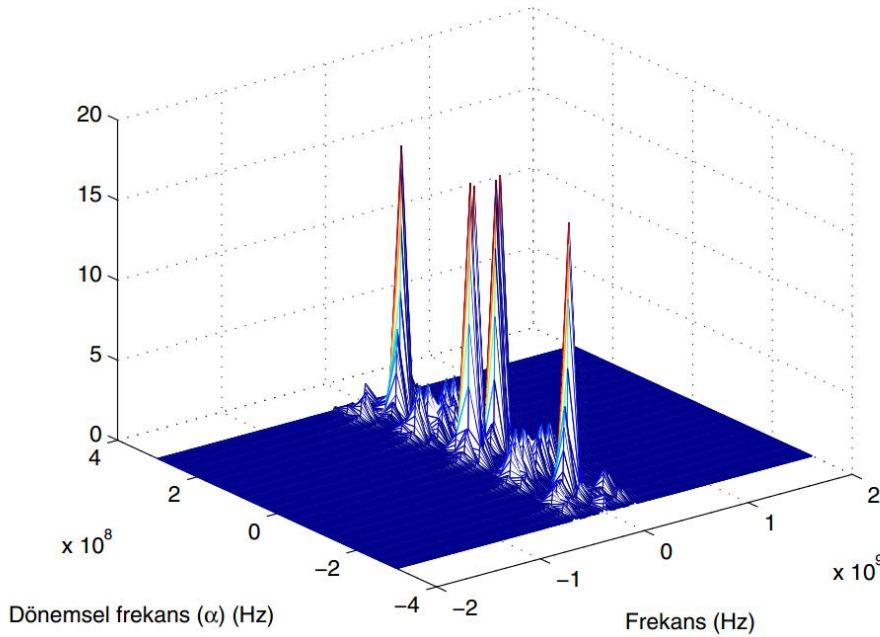
$$S_{x_M}^{\alpha}(f) \triangleq \frac{1}{\Delta t} X\left(f + \frac{\alpha}{2}\right) X^*\left(f - \frac{\alpha}{2}\right) \quad (3.26)$$

Burada $X(f)$, $x(t)$ işaretinin Fourier dönüşümünü belirtmektedir.

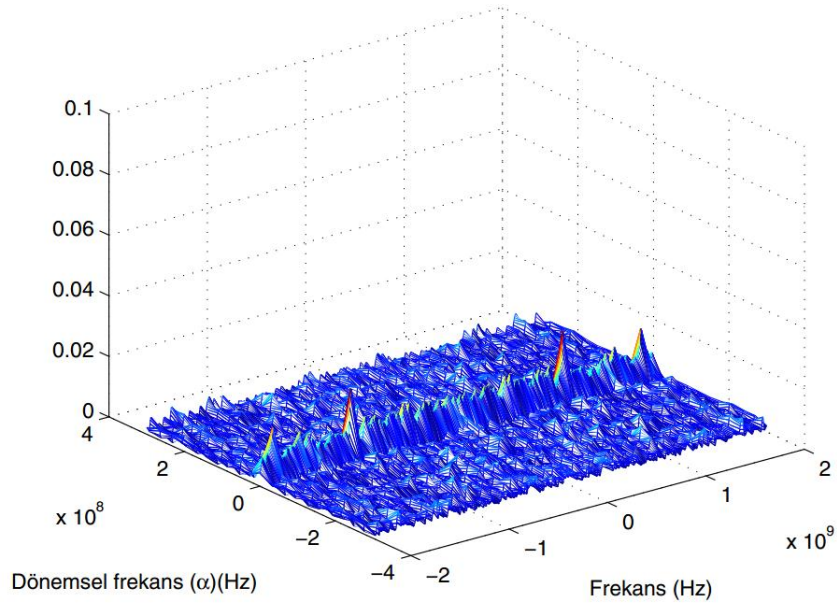
Modülasyonlu işaretler periyodiklik özelliği gösterirken, Gauss gürültüsü işareti periyodiklik özelliği göstermemektedir, dolayısıyla çevrimsel durağan işaret değildir. Taşıyıcı frekansı $f_c = 125 \text{ MHz}$, örnekleme frekansı $f_s = 4 \text{ GHz}$ olan BPSK işaret için Şekil 3.3'te işaret ve gürültünün olduğu durumda, Şekil 3.4'te ise sadece gürültünün olduğu durumda spektral ilinti işlevi verilmiştir [21]. Grafikler incelendiğinde, Şekil 3.3'te spektral ilinti işlevinin $\alpha = 0$ için $f = \mp f_c$ frekansında, $\alpha = \mp 2 f_c$ için $f = 0$ frekansında tepe değerine ulaştığı; Şekil 3.4'te ise, sadece $\alpha = 0$ iken spektral ilinti işlevinin tepe değerlerine ulaştığı görülmektedir. Bu nedenle, alınan işaretin spektral ilinti işlevini $\alpha = \mp 2 f_c$ için incelediğimizde, bu çevrimsel frekansta gürültünün spektral yoğunluk işlevi tepe değeri vermediğinden, birincil kullanıcı işaretinin varlığına karar verilebilir.

Sonuç olarak, çevrimsel durağan özellik algılama yöntemi için $\alpha = \mp 2 f_c$ 'de spektrum sezinlemesi yaptıktan sonra, tepe değeri bir eşik değeri ile karşılaştırıldığında hipotezler (3.27)'deki gibi verilebilir [21].

$$\begin{aligned} H_0 : \max \left(\left| S_x^{\mp 2 f_c} (f) \right| \right) &< \gamma \\ H_1 : \max \left(\left| S_x^{\mp 2 f_c} (f) \right| \right) &> \gamma \end{aligned} \quad (3.27)$$



Şekil 3.3 : İşaret ve gürültü için spektral ilinti işlevi.



Şekil 3.4 : Beyaz Gauss gürültüsü için spektral ilinti işlevi.

Bir işaretin çevrimsel karakteristiklerinden bazıları bilindiğinde, işaretin çevrimsel durağanlık özelliğinden yararlanan algılayıcılar kullanılabilir ve spektral ilintiden fayda sağlanabilir. Ancak, çevrimsel durağanlık tabanlı spektrum sezme, birincil kullanıcıların çevrimsel frekans bilgisinin yanında yüksek hızlı işlemciler ve yüksek çözünürlüklü analog-sayısal dönüştürücüler gerektirmektedir.

Dik frekans bölmeli çoğullama (*Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM*) tabanlı sayısal TV işaretlerini sezmede kullanılan çevrimsel durağanlık özelliği ile algılama yöntemleri [22,23]'te incelenmiştir.

[22]'de 6 MHz band genişlikli sayısal TV (ATSC DTV) ve 200 kHz band genişlikli kablosuz mikrofon işaretini tespit edebilmek için spektral korelasyon tabanlı sezme yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntem, alınan işaretin spektral korelasyon işlevindeki (*spectral correlation function, SCF*) tepe noktalarını bularak tekil çevrimsel frekansların tespit edilmesine dayanmaktadır. Gürültü işareti çevrimsel durağanlık özelliği göstermediğinden, algılanan bandda tekil çevrimsel frekans bulunmadığında, birincil kullanıcı işareti olmadığı anlamına gelmektedir. Ters durumda ise, bandın birincil kullanıcı tarafından kullanıldığını ifade eder. Enerji algılama yöntemiyle karşılaştırıldığında toplamsal beyaz Gauss gürültülü (*Additive White Gaussian Noise, AWGN*) kanalda ve özellikle düşük SNR'lı ortamda bu yöntemin daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Ancak gürültü fazla olduğunda SCF'deki tepe noktalarını ayırt etmek zorlaşmakta ve bu yöntemin başarımı düşmektedir.

[23]'te kullanılan çevrimsel durağanlık tabanlı spektrum sezme algoritması ile oldukça düşük SNR değerinde (-25 dB) $P_{fa} = 0.1$ iken $P_{md} = 0.1$ koşulu sağlanabilmektedir.

Çoklu çevrimsel frekans kullanılarak yapılan benzetimlerde [24], bu tekniğin enerji algılama tekniğine göre daha iyi sonuçlar verdiği, enerji algılamadan farklı olarak birincil kullanıcılar, ikincil kullanıcılar ve girişimi ayırt edebildiği görülmüştür. Ayrıca gürültü belirsizliğine duyarlı olmayan bu yöntem, kullanıcı işareti ya da gürültü dağılımı ile ilgili herhangi bir varsayım gerektirmemektedir. İkincil kullanıcılar arasındaki işbirliği gölgeleme ve sönümleme etkilerini azaltırken algılama zamanını da düşürmektedir. Ancak işbirlikli yapıda yapılan iletim sayısı arttığından cihazın batarya ömrü kısalmaktadır. [24]'te önerilen modelde, sadece bilgi içeren test istatistiklerinin birleştirme merkezine iletilmesi sağlanarak, enerji verimliliği artırılmakta ve başarımlı açısından çok küçük bir kayıp olmaktadır.

3.2.6 Özilinti tabanlı spektrum sezme yöntemi

Haberleşme işaretleri, senkronizasyonu kolaylaştırmak ve semboller arası girişimi azaltmak için fazlalık içermektedir. Bu fazlalığın belli bir zaman aralığında ortalama özilintisi sıfırdan farklıdır. Özilinti özelliğinden faydalanan algılayıcılar, sıfırdan farklı ortalama özilintiye sahip tüm işaretler için geçerlidir [15]. OFDM işareti düşünüldüğünde, N_c çevrimsel önek uzunluğunu, N_d veri uzunluğunu göstermek üzere, verinin belli bir kısmı her OFDM sembolündeki çevrimsel önekte tekrar edildiğinden, işaretin ortalama özilintisi N_d zaman aralığında sıfırdan farklı olur.

s işaretinin örnek sayısı $N_s \triangleq K(N_c + N_d) + N_d$ olsun ve r_i şu şekilde tanımlansın:

$$r_i \triangleq x_i^* x_{i+N_d}, \quad i = 0, \dots, K(N_c + N_d) - 1 \quad (3.28)$$

$k = 1, 2, \dots, K-1$ olmak üzere, $E[r_i] = 0$ ise $E[r_{i+k(N_c+N_d)}] = 0$; $E[r_i] \neq 0$ ise $E[r_{i+k(N_c+N_d)}] \neq 0$ olmaktadır. Bu durumda r_i ve $r_{i+k(N_c+N_d)}$ birbirinden bağımsız ve aynı istatistiklere sahiptir. R_i parametresi ise aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$R_i \triangleq \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} r_{i+k(N_c+N_d)}, \quad i = 0, \dots, N_c + N_d - 1 \quad (3.29)$$

OFDM işaretlerinin özilinti özelliğinden faydalanarak yapılan spektrum sezmede [25] kullanılan algılayıcı (3.30) denkleminde verilen test istatistiğini kullanır.

$$\max_{\tau \in \{0, \dots, N_c + N_d - 1\}} \left| \sum_{i=\tau}^{\tau + N_c - 1} r_i \right| \quad (3.30)$$

Buradaki τ , ilk örnek değerinin gözlemlendiği zamanı belirtir. Burada belli bir anda sadece bir OFDM sembolü hesaba katılmaktadır. Genelleştirilmiş test istatistiği ise,

$$T_{\max ac} \triangleq \max_{\tau \in \{0, \dots, N_c + N_d - 1\}} \left| \sum_{i=\tau}^{\tau + N_c - 1} R_i \right| \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma_{\max ac} \quad (3.31)$$

Özilinti özelliğinden faydalanılarak yapılan spektrum sezmede kullanılan diğer bir test istatistiği ise (3.32) denklemindeki gibidir [26]. Bu yöntemde kullanılan algılayıcıda, özilintinin gözlemsel ortalaması alınan güce göre normalize edilir.

$$T_{ac} \triangleq \frac{\frac{1}{N_s - N_d} \sum_{i=0}^{N_s - N_d - 1} \text{Re}(r_i)}{\frac{1}{N_s} \sum_{i=0}^{N_s - 1} |x_i|^2} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma_{ac} \quad (3.32)$$

[26]'da OFDM tabanlı birincil kullanıcı işaretlerini sezmek için kullanılan algılayıcının başarımı AWGN ve çok yollu sönmülemeli kanalda incelenmiş ve çok yollu ortamda başarımın AWGN'ye göre değişmediği görülmüştür. Çevrimsel örnek bilgisinden yararlanıldığında algılayıcı başarımının önemli derecede arttığı gösterilmiştir.

OFDM işaretlerini sezmek için kullanılan bu iki yöntem arasındaki fark, ilkinde karar eşiğini belirlemek için gürültü varyansının bilinmesi gerekirken, ikinci yöntemde böyle bir gereklilik olmamasıdır.

3.2.7 Özdeğer tabanlı spektrum sezme yöntemleri

Bilişsel radyoda alınan işaretin örnek kovaryans matrisi özdeğerlerine dayanan spektrum sezme yöntemleri, algılanacak işaret hakkında hiçbir varsayım gerektirmemesi nedeniyle umut verici bir çözüm olarak ortaya çıkmıştır ve çok antenli yapılarda gürültü belirsizliği durumunda enerji algılama yöntemine göre çok daha üstün başarımlar göstermektedir. Özdeğer tabanlı spektrum sezme yöntemleri iki farklı grupta incelenebilir: Gürültü seviyesinin bilindiği varsayılan yarı-kör yöntemler ve hiçbir bilginin olmadığı kör yöntemler [27]. Gürültü varyansı kesin

olarak bilindiğinde yarı-kör yöntemler daha iyi başarımlar gösterirken, kör yöntemler ise, belirsiz ya da değişen gürültü seviyesine karşı daha gürbüzdür.

Birincil kullanıcı işaretinin $s \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{C}_s)$ şeklinde sıfır ortalamalı Gauss dağılımlı olduğu varsayalım. $\mathbf{C}_s$, s işaretinin $K \times K$ boyutundaki kovaryans matrisini göstermek üzere hipotez testleri aşağıdaki şekilde yazılabilir.

$$\begin{aligned} H_0 : x &\sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_w^2 \mathbf{I}) \\ H_1 : x &\sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{C}_s + \sigma_w^2 \mathbf{I}) \end{aligned} \quad (3.33)$$

Alınan $\mathbf{x}$ vektörünün kovaryans matrisi $\mathbf{C}_x \triangleq E[\mathbf{x}\mathbf{x}^\dagger]$ biçiminde tanımlanır. $\dagger$, konjuge transpoze işlemini göstermektedir. H_0 hipotezi altında $\mathbf{C}_x$ 'in tüm özdeğerleri σ_w^2 'ye eşittir. H_1 hipotezi altında ise, $\mathbf{C}_x$ 'in özdeğerleri $\sigma_w^2 + \delta_i$ olmaktadır. δ_i , $i = 1, 2, \dots, K$ olmak üzere $\mathbf{C}_s$ 'nin özdeğerlerini göstermektedir. Genellikle s işareti ilişkili olduğundan $\mathbf{C}_s$ geniş bir özdeğer yayılımına sahiptir ve $\mathbf{C}_x$ 'in en büyük ve en küçük özdeğerleri arasında büyük bir fark oluşmaktadır. Böylelikle, işaretin kovaryans matrisinin özdeğer yayılımından yararlanan algılayıcılar kullanılarak spektrum sezme gerçekleştirilebilmektedir.

Alıcı tarafında N_s tane $\mathbf{x}[n]$ vektörü alındığı düşünülürse, alınan işaretin örnek kovaryans matrisi,

$$\mathbf{C}_x \triangleq \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} \mathbf{x}[n]\mathbf{x}[n]^\dagger \quad (3.34)$$

biçiminde gösterilir.

Enerji algılama tekniğinin dezavantajı olan gürültü belirsizliğine duyarlılık sorununun üstesinden gelebilmek için işaret örneklerini kör birleştirme tekniği (*Blindly Combined Energy Detection, BCED*) önerilmiştir [28]. Enerji algılama ile benzer şekilde kaynak işaret ve kanal hakkında bilgi gerektirmeyen, enerji algılamadan farklı olarak ise gürültü gücü tahmini gerektirmeyen bu kör yöntemde, alınan işaretin örnek kovaryans matrisinden yararlanılır. [28]'de verilen ve optimum birleştirme durumunu ifade eden (ideal durum) optimum birleştirmeli enerji algılama (*Optimally Combined Energy Detection, OCED*) yöntemi için test istatistiği,

$$T_{OCED} = \frac{1}{N_s} \sum_{n=0}^{N_s-1} |\mathbf{z}(n)|^2 \quad (3.35)$$

şeklinde ifade edilmektedir. Burada $\mathbf{z}(n) = \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}(n)$ ve $\boldsymbol{\beta}_1$, $\mathbf{C}_s$ kovaryans matrisinin en büyük özdeğerine karşılık gelen özvektör olarak tanımlanır. OCED, alınan kaynak işaretinin kovaryans matrisi özvektörüne ihtiyaç duymaktadır ve bu genellikle bilinmemektedir. Bu zorluğun üstesinden gelmek için sunulan BCED yöntemi, sadece $\mathbf{C}_x$ kovaryans matrisinden yararlanarak özvektörü tahmin etmeye çalışmaktadır. BCED yöntemi için test istatistiği ise,

$$T_{BCED} = \frac{1}{N_s} \sum_{n=0}^{N_s-1} |\tilde{\mathbf{z}}(n)|^2 \quad (3.36)$$

olarak verilir. Burada $\tilde{\mathbf{z}}(n) = \tilde{\boldsymbol{\beta}}_1^T \mathbf{x}(n)$ ve $\tilde{\boldsymbol{\beta}}_1$, $\mathbf{C}_x$ örnek kovaryans matrisinin en büyük özdeğerine karşılık gelen özvektör olarak tanımlanır.

$P=1$ birincil kullanıcı, $M=4$ alıcı anten, $L=1$ zaman örneği ve $N_s=10000$ örnek için kaynak işaret örnekleri IID BPSK modülasyonlu olduğunda yapılan benzetim sonuçları Şekil 3.5'te verilmiştir [28]. Yüksek oranda ilişkili işaretler için BCED, daha önce verilen ED tekniğine göre daha iyi başarımlar göstermektedir.

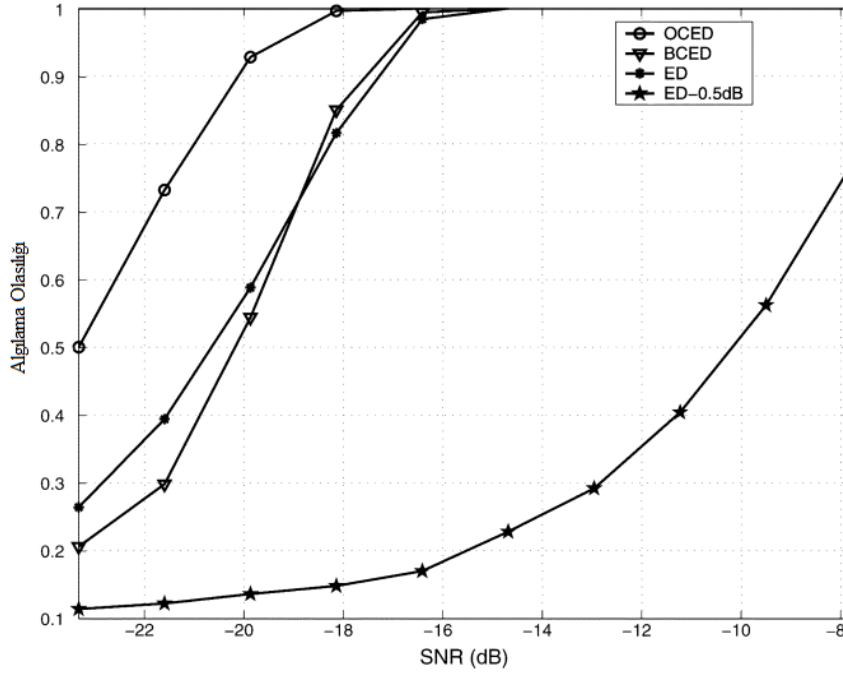
$\mathbf{C}_x$ 'in özdeğerleri λ_i ile gösterilmek üzere ($i=1, 2, \dots, K$), [16]'da aşağıdaki özdeğer tabanlı iki test istatistiği kullanılarak spektrum sezme önerilmektedir.

$$T_{MME} = \frac{\max_i \lambda_i}{\min_j \lambda_j} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma_{MME} \quad (3.37)$$

$$T_{EME} = \frac{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \lambda_i}{\min_i \lambda_i} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma_{EME} \quad (3.38)$$

T_{MME} ve T_{EME} , sırasıyla maksimum/minimum özdeğer algılayıcı (*Maximum/Minimum Eigenvalue, MME*) ve en küçük özdeğer ile enerji algılama (*Energy with Minimum Eigenvalue, EME*) yöntemleri için test istatistiğini göstermektedir. γ_{MME} ve γ_{EME} ise, bu yöntemlere ilişkin eşik değerlerini belirtir. Denklemlerden görüldüğü gibi, MME yönteminde kovaryans matrisinin en büyük özdeğerinin en küçük özdeğerine oranı, EME yönteminde ise özdeğerler

ortalamasının en küçük özdeğere oranı test istatistiği olarak kullanılmaktadır. Bu iki algılayıcı, algılanacak olan işaret yüksek derecede ilintili olduğunda daha iyi sonuçlar vermektedir.



Şekil 3.5 : ED, OCED ve BCED yöntemleri başarımı ($P=1$, $M=4$, $L=1$).

3.2.7.1 EME yöntemi

Enerji algılama yönteminde verilen P adet birincil kullanıcı ve M adet alıcı antenli sistem modeli için (3.39)'daki tanımlamalara göre L adet art arda çıkış düşünüldüğünde (3.40) ve (3.41) denklemleri elde edilir. Düzleştirme faktörü (*smoothing factor*) olarak adlandırılan L , zamanda art arda alınan örnek sayısını ifade etmektedir.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(n) &\triangleq [x_1(n), x_2(n), \dots, x_M(n)]^T \\ \mathbf{h}_j(n) &\triangleq [h_{1j}(n), h_{2j}(n), \dots, h_{Mj}(n)]^T \\ \mathbf{w}(n) &\triangleq [w_1(n), w_2(n), \dots, w_M(n)]^T \end{aligned} \quad (3.39)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(n) &\triangleq [\mathbf{x}^T(n), \mathbf{x}^T(n-1), \dots, \mathbf{x}^T(n-L+1)]^T \\ \hat{\mathbf{w}}(n) &\triangleq [\mathbf{w}^T(n), \mathbf{w}^T(n-1), \dots, \mathbf{w}^T(n-L+1)]^T \\ \hat{\mathbf{s}}(n) &\triangleq \begin{bmatrix} s_1(n), s_1(n-1), \dots, s_1(n-N_1-L+1), \\ \dots, s_p(n), s_p(n-1), \dots, s_p(n-N_p-L+1) \end{bmatrix}^T \end{aligned} \quad (3.40)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(n) = \mathbb{H}\hat{\mathbf{s}}(n) + \hat{\mathbf{w}}(n) \quad (3.41)$$

$N_j \triangleq \max_i N_{ij}$ olarak tanımlanır. $N \triangleq \sum_{j=1}^P N_j$ olmak üzere, $ML \times (N+PL)$ boyutundaki

$\mathbb{H}$ matrisi aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\mathbb{H} \triangleq [\mathbb{H}_1, \mathbb{H}_2, \dots, \mathbb{H}_P]$$

$$\mathbb{H}_j \triangleq \begin{bmatrix} \mathbf{h}_j(0) & \cdots & \cdots & \mathbf{h}_j(N_j) & \cdots & \mathbf{h}_j(N_j) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \mathbf{h}_j(0) & \cdots & \cdots & \mathbf{h}_j(N_j) \end{bmatrix} \quad (3.42)$$

$\mathbb{H}_j$ matrisinin boyutu ise, $ML \times (N_j + L)$ 'dir.

İstatistiksel kovaryans matrisleri,

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_s &= E(\hat{\mathbf{s}}(n)\hat{\mathbf{s}}^\dagger(n)) \\ \mathbf{C}_w &= E(\hat{\mathbf{w}}(n)\hat{\mathbf{w}}^\dagger(n)) \\ \mathbf{C}_x &= E(\hat{\mathbf{x}}(n)\hat{\mathbf{x}}^\dagger(n)) = \mathbb{H}\mathbf{C}_s\mathbb{H}^\dagger + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{ML} \end{aligned} \quad (3.43)$$

olarak tanımlanır. Pratikte sınırlı sayıda örnek olduğundan, istatistiksel kovaryans matrisi yerine örnek kovaryans matrisi kullanılır.

$ML \times ML$ boyutundaki $\mathbf{C}_x$ örnek kovaryans matrisinin özdeğerleri $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{ML}$ ve $\mathbb{H}\mathbf{C}_s\mathbb{H}^\dagger$ 'nin özdeğerleri $\rho_1 \geq \rho_2 \geq \dots \geq \rho_{ML}$ olmak üzere, (3.43)'te verilen formülden $\lambda_n = \rho_n + \sigma_w^2$ olduğu görülebilir. Birincil kullanıcı işareti yokken ($\mathbf{C}_s = 0$), $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_{ML} = 0$ olacağından $\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_{ML} = \sigma_w^2$ olmaktadır.

Bu durumda özdeğerlerin ortalaması $\Delta = \frac{1}{ML} \sum_{i=1}^{ML} \lambda_i$ ile gösterilmek üzere $\Delta/\lambda_{ML} = 1$

olur. Birincil kullanıcı işaretinin olduğu durumda $\rho_1 > \rho_{ML}$ ise, $\Delta/\lambda_{ML} > 1$ olur. [16]'da Δ 'nın aynı zamanda ortalama işaret enerjisine neredeyse eşit olduğu gösterilmiştir. Dolayısıyla, Δ/λ_{ML} oranına ya da ortalama işaret enerjisi/en küçük özdeğer oranına bakarak birincil kullanıcı işaretinin varlığına karar verilebilir. EME algoritmasının temeli buna dayanır.

Birincil kullanıcı işaretinin olmadığı durumda gürültü örnek kovaryans matrisi,

$$\mathbf{C}_w(N_s) \triangleq \frac{1}{N_s} \sum_{n=L-1}^{L-2+N_s} \hat{\mathbf{w}}(n) \hat{\mathbf{w}}^\dagger(n) \quad (3.44)$$

olmak üzere, en büyük özdeğer dağılımı ve en küçük özdeğer limiti için aşağıdaki teoremler bulunmuştur [29-31].

En büyük özdeğer dağılımı teoremi: $\mathbf{A}(N_s) = \frac{N_s}{\sigma_w^2} \mathbf{C}_w(N_s)$,

$$\mu = \left(\sqrt{N_s - 1} + \sqrt{ML} \right)^2 \quad \text{ve} \quad \nu = \left(\sqrt{N_s - 1} + \sqrt{ML} \right) \left(\frac{1}{\sqrt{N_s - 1}} + \frac{1}{\sqrt{ML}} \right)^{1/3} \quad \text{olarak}$$

tanımlansın ve gürültünün gerçek olduğu varsayalım. Bu durumda, $\lim_{N_s \rightarrow \infty} \frac{ML}{N_s} = y$

($0 < y < 1$) olmak üzere, $\frac{\lambda_{\max}(\mathbf{A}(N_s)) - \mu}{\nu}$ ifadesi birinci dereceden Tracy-Widom dağılımına yakınsar.

En küçük özdeğer limiti teoremi: $\lim_{N_s \rightarrow \infty} \frac{ML}{N_s} = y$ ($0 < y < 1$) olmak üzere,

$$\lim_{N_s \rightarrow \infty} \lambda_{\min} = \sigma_w^2 (1 - \sqrt{y})^2 \quad \text{olmaktadır.}$$

Bu teoremler doğrultusunda, büyük N_s değerleri için $\mathbf{C}_w(N_s)$ 'nin en büyük özdeğeri $\frac{\sigma_w^2}{N_s} (\sqrt{N_s} + \sqrt{ML})^2$, en küçük özdeğeri ise $\frac{\sigma_w^2}{N_s} (\sqrt{N_s} - \sqrt{ML})^2$ değerine yakınsar.

Birincil kullanıcı işaretinin olmadığı durumda, enerji algılama yöntemi için (3.15)'te verilen $T(N_s)$ ifadesinin ortalaması σ_w^2 , varyansı $2\sigma_w^4 / MN_s$ ye eşit olur. $T(N_s)$, MN_s tane IID rastgele değişkenin ortalamasıdır ve büyük N_s değerleri için merkezi limit teoremine göre $T(N_s)$, σ_w^2 ortalamalı, $2\sigma_w^4 / MN_s$ varyanslı Gauss dağılımlı kabul edilir. Bu durumda, Q fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanmak üzere, EME algoritması için yanlış alarm olasılığı (3.46) denklemindeki gibi bulunabilir.

$$Q(x) \triangleq \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-u^2/2} du \quad (3.45)$$

$$\begin{aligned}
P_{fa} &= P\left(\frac{T(N_s)}{\lambda_{min}} > \gamma_{EME}\right) \\
&\cong P\left(T(N_s) > \gamma_{EME} \frac{\sigma_w^2}{N_s} (\sqrt{N_s} - \sqrt{ML})^2\right) \\
&= P\left(\frac{T(N_s) - \sigma_w^2}{\sqrt{\frac{2}{MN_s} \sigma_w^2}} > \gamma_{EME} \frac{\sqrt{M} (\sqrt{N_s} - \sqrt{ML})^2 - \sqrt{M} N_s}{\sqrt{2N_s}}\right) \\
&\cong Q\left(\gamma_{EME} \frac{\sqrt{M} (\sqrt{N_s} - \sqrt{ML})^2 - \sqrt{M} N_s}{\sqrt{2N_s}}\right)
\end{aligned} \tag{3.46}$$

Elde edilen bu denklem kullanılarak, EME algoritması için eşik değeri,

$$\gamma_{EME} = \left(\sqrt{\frac{2}{MN_s}} Q^{-1}(P_{fa}) + 1 \right) \frac{N_s}{(\sqrt{N_s} - \sqrt{ML})^2} \tag{3.47}$$

formülüyle hesaplanabilir. Görüldüğü gibi eşik değeri, işaret ve gürültüden bağımsız olarak N_s , M , L ve P_{fa} değerlerinin bilinmesi ile hesaplanabilmektedir.

Kör bir yöntem olan EME algoritması adımları şu şekilde özetlenebilir:

1. Adım: Alınan işaretin örnek kovaryans matrisi şu şekilde bulunur:

$$\mathbf{C}_x(N_s) \triangleq \frac{1}{N_s} \sum_{n=L-1}^{L-2+N_s} \hat{\mathbf{x}}(n) \hat{\mathbf{x}}^\dagger(n) \tag{3.48}$$

Burada N_s alınan örnek sayısını belirtir.

2. Adım: Alınan işaretlerin ortalama gücü ($T(N_s)$), daha önce verilen (3.15) formülü ile bulunur ve örnek kovaryans matrisinin en küçük özdeğeri (λ_{min}) hesaplanır.

3. Adım: (3.47)'de verilen eşik değerine (γ_{EME}) göre, $T(N_s) / \lambda_{min} > \gamma_{EME}$ ise işaret var, değilse işaret yok şeklinde karar verilir.

Enerji algılama yöntemi ile EME yöntemi arasındaki fark, enerji algılamada işaret enerjisi ile gürültü gücü karşılaştırılırken; EME yönteminde ise işaret enerjisi ile en küçük özdeğerin karşılaştırılmasıdır. Dolayısıyla, enerji algılamada gürültü gücünün

tahmin edilmesi gerekirken; EME yönteminde iletilen işaret, kanal ve gürültü bilgisi gerekmez. EME yönteminde sadece alınan işaretin örnek kovaryans matrisinden yararlanarak en küçük özdeğer bulunmaktadır.

3.2.7.2 MME yöntemi

[16,32]'de, alınan işaretin kovaryans matrisindeki en büyük özdeğerin en küçük özdeğere oranı kullanılarak birincil kullanıcı işaretinin algılanması önerilmektedir. Enerji algılama ile spektrum sezmedeki gürültü belirsizliği problemini ortadan kaldıran bu kör yöntem, işaret, kanal ve gürültü gücü hakkında bilginin olmadığı durumlarda kullanılabilir.

EME yönteminde bahsedildiği gibi, $\lambda_n = \rho_n + \sigma_w^2$ olmak üzere birincil kullanıcı işareti yokken ($C_s = 0$), $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_{ML} = 0$ olacağından $\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_{ML} = \sigma_w^2$ ve $\lambda_1 / \lambda_{ML} = 1$ olmaktadır. Birincil kullanıcı işaretinin olduğu durumda $\rho_1 > \rho_{ML}$ ise, $\lambda_1 / \lambda_{ML} > 1$ olur. Dolayısıyla, en büyük özdeğer/en küçük özdeğer oranına (λ_1 / λ_{ML}) bakarak birincil kullanıcı işaretinin varlığına karar verilebilir. MME algoritmasının temeli buna dayanır.

Bir önceki kısımda verilen en büyük özdeğer dağılımı teoremi ve en küçük özdeğer limiti teoremi kullanılarak, MME algoritması için yanlış alarm olasılığı şu şekilde yazılabilir:

$$\begin{aligned}
 P_{fa} &= P\left(\frac{\lambda_{max}}{\lambda_{min}} > \gamma_{MME}\right) \\
 &= P\left(\frac{\sigma_w^2}{N_s} \lambda_{max}(\mathbf{A}(N_s)) > \gamma_{MME} \lambda_{min}\right) \\
 &\cong P\left(\lambda_{max}(\mathbf{A}(N_s)) > \gamma_{MME} (\sqrt{N_s} - \sqrt{ML})^2\right) \\
 &= P\left(\frac{\lambda_{max}(\mathbf{A}(N_s)) - \mu}{v} > \frac{\gamma_{MME} (\sqrt{N_s} - \sqrt{ML})^2 - \mu}{v}\right) \\
 &= 1 - F_1\left(\frac{\gamma_{MME} (\sqrt{N_s} - \sqrt{ML})^2 - \mu}{v}\right)
 \end{aligned} \tag{3.49}$$

Burada $F_1(\cdot)$, birinci dereceden Tracy-Widom dağılımı için olasılık dağılım işlevini ifade etmektedir. $F_1(\cdot)$ kapalı biçimde ifade edilemediğinden hazır tablolardan yararlanılmaktadır.

(3.49) denklemini kullanarak μ ve ν terimleri yerine konulduğunda, MME algoritması eşik değeri aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\gamma_{MME} = \frac{(\sqrt{N_s} + \sqrt{ML})^2}{(\sqrt{N_s} - \sqrt{ML})^2} \left(1 + \frac{(\sqrt{N_s} + \sqrt{ML})^{-2/3}}{(N_s ML)^{1/6}} F_1^{-1}(1 - P_{fa}) \right) \quad (3.50)$$

Görüldüğü gibi MME yöntemi için de eşik değeri, işaret ve gürültüden bağımsız olarak N_s , M , L ve P_{fa} değerlerinin bilinmesi ile hesaplanabilmektedir.

MME algoritması adımları şu şekilde özetlenebilir:

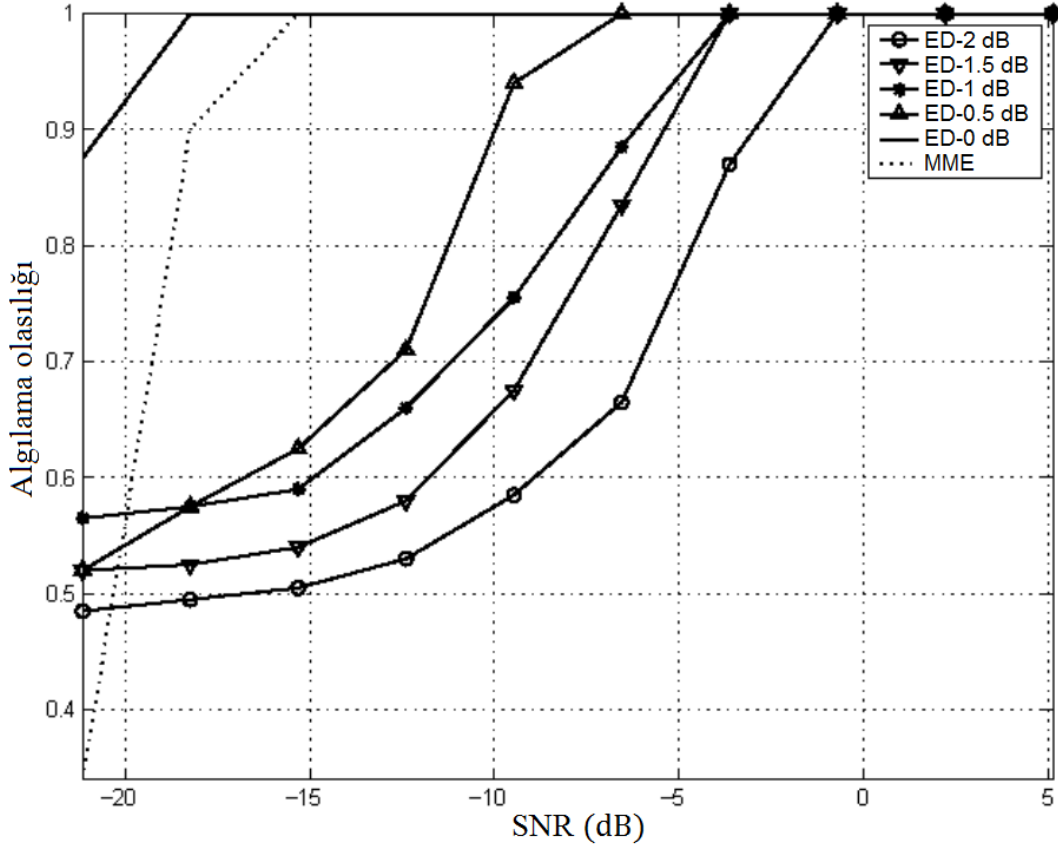
1. Adım: Alınan işaretin örnek kovaryans matrisi EME ile aynı şekilde (3.48)'deki gibi bulunur.
2. Adım: Örnek kovaryans matrisinin en büyük ve en küçük özdeğerleri hesaplanır (λ_{max} ve λ_{min}).
3. Adım: (3.50)'de verilen eşik değerine (γ_{MME}) göre, $\lambda_{max} / \lambda_{min} > \gamma_{MME}$ ise işaret var, değilse işaret yok şeklinde karar verilir.

[32]'de rastgele üretilen BPSK işareti kullanılarak yapılan benzetimlerde, enerji algılama ile MME algoritmaları, enerji algılama yöntemi için farklı gürültü belirsizliği değerlerine göre karşılaştırılmıştır. Çizelge 3.2'de gürültü belirsizliği durumunda enerji algılama yönteminin $P_{fa} \leq 0.1$ koşulunu sağlamadığı görülmektedir. “ED-x dB” şeklinde gösterilen x değerleri gürültü belirsizliği sınırını (B) ifade etmektedir.

Çizelge 3.2 : ED ve MME yöntemleri yanlış alarm olasılığı ($P = 2$, $M = 4$, $L = 6$).

Yöntem	ED-2 dB	ED-1.5 dB	ED-1 dB	ED-0.5 dB	ED-0 dB	MME
P_{fa}	0.497	0.496	0.490	0.470	0.103	0.077

Şekil 3.6’da $P = 2$ birincil kullanıcı, $M = 4$ alıcı anten, $L = 6$ düzleştirme faktörü için benzetim sonuçları verilmiştir [32]. Bu benzetim için örnek sayısı $N_s = 50000$ ve kanal dereceleri $N_1 = N_2 = 4$ olarak alınmıştır. Enerji algılama yöntemi, sadece gürültü belirsizliğinin olmadığı durumda ($B = 0$ dB) MME algoritmasından daha iyi başarımlar gösterirken, gürültü belirsizliği durumunda başarımlar düşmektedir.

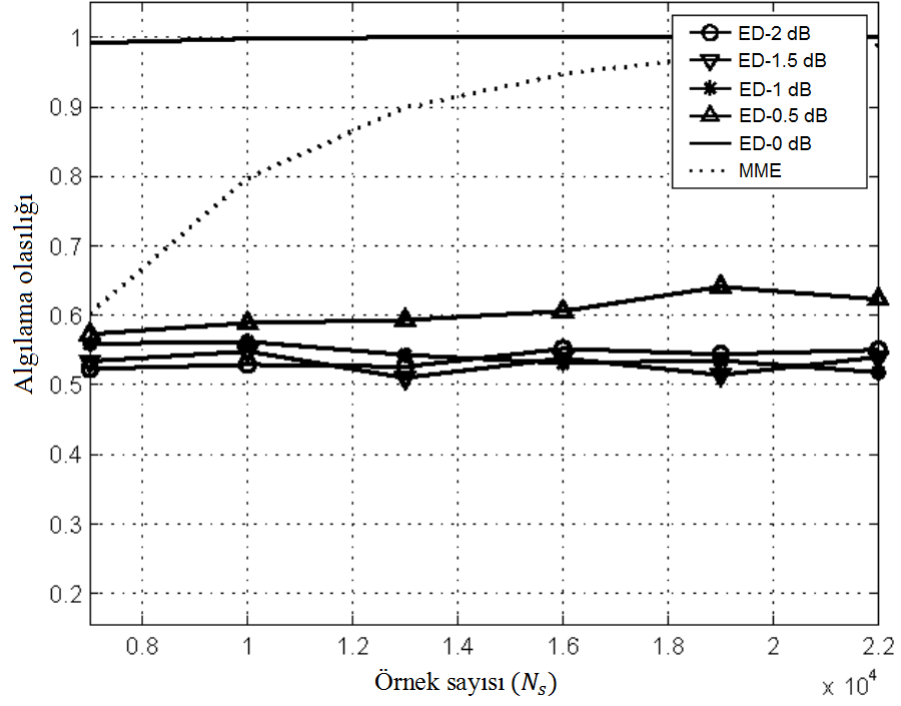


Şekil 3.6 : ED ve MME yöntemleri başarımı ($P = 2$, $M = 4$, $L = 6$).

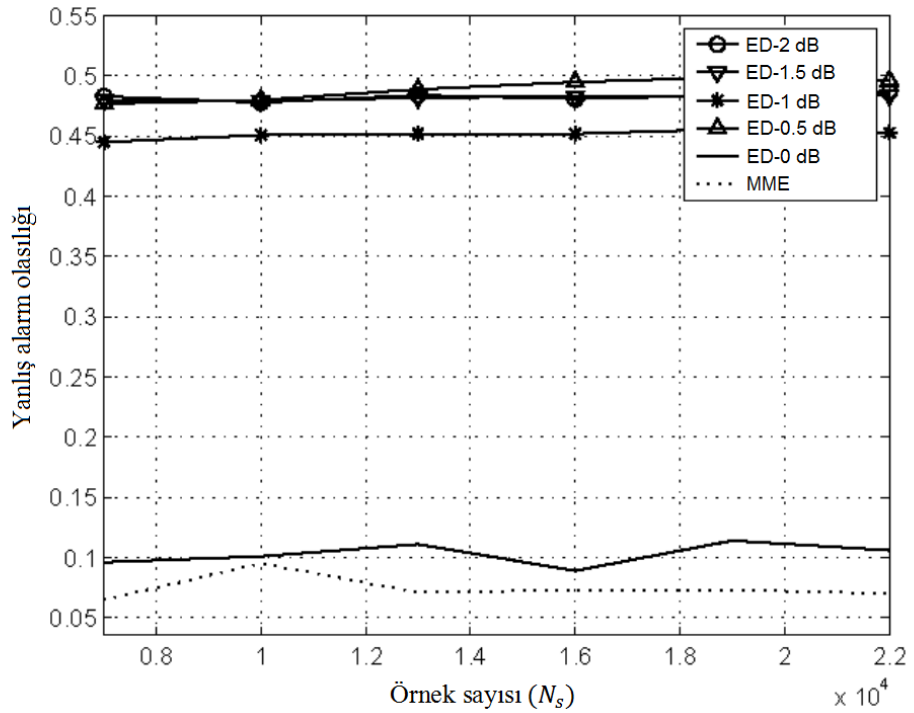
Örnek sayısının etkisini görebilmek amacıyla, $SNR = -15$ dB durumunda farklı örnek sayıları için (N_s , 7000’den 22000’e kadar değiştirilerek) P_d ve P_{fa} grafikleri sırasıyla Şekil 3.7 ve Şekil 3.8’deki gibi elde edilmiştir [32].

P_d açısından inceleyecek olursak, MME algoritması ve gürültü belirsizliğinin olmadığı durumda enerji algılama algoritmasının algılama olasılığı artan örnek sayısı ile artarken; gürültü belirsizliğinin olduğu durumda örnek sayısının artırılması enerji algılama algoritmasının başarımını fazla etkilememiştir. Buradan çıkarılacak sonuç, gürültü belirsizliği durumunda enerji algılama algoritmasının algılama olasılığının örnek sayısını artırarak iyileştirilemeyeceğidir.

P_{fa} açısından incelendiğinde ise, Şekil 3.8’de görüldüğü gibi artan örnek sayısı her iki algoritma için de yanlış alarm olasılığında fazla bir iyileşme sağlamamıştır.



Şekil 3.7 : Farklı N_s değerleri için ED ve MME yöntemleri başarımları ($P = 2$, $M = 4$, $SNR = -15$ dB).



Şekil 3.8 : Farklı N_s değerleri için ED ve MME yöntemleri yanlış alarm olasılığı ($P = 2$, $M = 4$, $SNR = -15$ dB).

[27]'de gürültü varyansının bilindiği ve bilinmediği durumlar için sırasıyla en büyük özdeğer testi (*Roy's Largest Root Test, RLRT*) ve GLRT yöntemleri önerilmektedir. Bu bildiride iki tekniğin algılama başarımı $P=1$ ve $L=1$ durumları için incelenerek analitik formüllerle kapalı biçimde ifade edilmekte ve alıcı anten ile örnek sayısının az olduğu durumlarda bile kesin sonuçlar verdiği gösterilmektedir.

3.2.7.3 RLRT yöntemi

H_0 ve H_1 hipotezlerini karşılaştırırken, genel olarak en güçlü test Neyman-Pearson olabilirlik oranıdır. Gürültü varyansının bilindiği varsayılan RLRT yönteminde, kovaryans matrisi özdeğerleri Neyman-Pearson testi için yeterlidir ve test şu şekilde verilir:

$$LRT = \frac{p(\lambda_1, \dots, \lambda_M | H_1)}{p(\lambda_1, \dots, \lambda_M | H_0)} \quad (3.51)$$

$L=1$ olarak alındığından, örnek kovaryans matrisi $M \times M$ boyutunda olmakta ve özdeğerleri $\lambda_1, \dots, \lambda_M$ şeklinde gösterilmektedir. $N_s \rightarrow \infty$ ve gürültü varyansının (σ_w^2) bilindiği durumda, bu test sadece en büyük özdeğere bağlı olarak ifade edilebilir. (3.52)'de verilen bu ifade yarı-kör bir yöntem olan RLRT yöntemi olarak adlandırılmaktadır [27].

$$T_{RLRT} = \frac{\lambda_{\max}^{H_1}}{\sigma_w^2} \gamma_{RLRT} \quad (3.52)$$

RLRT yöntemi için ortamda sadece gürültü işareti olduğunda (H_0), $N_s, M \rightarrow \infty$ durumunda T_{RLRT} ifadesi ikinci dereceden Tracy-Widom dağılımı göstermektedir:

$$P\left(\frac{T_{RLRT} - \mu}{\varepsilon} < s\right) \rightarrow F_2(s) \quad (3.53)$$

Burada $F_2(\cdot)$, ikinci dereceden Tracy-Widom dağılımı için olasılık dağılım işlevini ifade etmektedir. $\mu = (\sqrt{M/N_s} + 1)^2$ ve $\varepsilon = N_s^{-2/3} (\sqrt{M/N_s} + 1)(\sqrt{N_s/M} + 1)^{1/3}$ olarak tanımlanır. Yanlış alarm olasılığı ise (3.54) denkleminde verildiği gibi ifade edilebilir.

$$\begin{aligned}
P_{fa} &= P(T_{RLRT} > \gamma_{RLRT}) \\
&= P\left(\frac{T_{RLRT} - \mu}{\varepsilon} > \frac{\gamma_{RLRT} - \mu}{\varepsilon}\right) \\
&\cong 1 - F_2\left(\frac{\gamma_{RLRT} - \mu}{\varepsilon}\right)
\end{aligned} \tag{3.54}$$

Bu denklemi kullanarak RLRT yöntemi için eşik değeri şu şekilde elde edilir:

$$\gamma_{RLRT} = \mu + F_2^{-1}(1 - P_{fa})\varepsilon \tag{3.55}$$

Burada $F_2^{-1}(\cdot)$, ikinci dereceden Tracy-Widom dağılımı için olasılık dağılım işlevinin tersini göstermektedir.

3.2.7.4 GLRT yöntemi

Gürültü varyansının bilinmediği durumda Neyman-Pearson testi geçerli olmamakta ve (3.56)'da verilen GLRT ifadesinden yararlanarak kovaryans matrisinin en büyük özdeğerinin, özdeğerler ortalamasına oranı (3.57)'de verildiği gibi algılama ölçütü olarak kullanılmaktadır [27].

$$GLRT = \frac{\sup_{\mathbb{H}} p(\hat{\mathbf{x}} | H_1)}{\sup_{\sigma_w^2} p(\hat{\mathbf{x}} | H_0)} \tag{3.56}$$

$$T_{GLRT} = \frac{\lambda_{max}}{\frac{1}{M} tr(\mathbf{C}_x)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma_{GLRT} \tag{3.57}$$

Burada $\mathbf{C}_x$, $M \times M$ boyutundaki örnek kovaryans matrisini göstermektedir. Daha önce verilen MME tekniği, kovaryans matrisi özdeğerleri sayısı ikiden farklı olduğunda GLRT'ye göre yetersiz kalmaktadır.

RLRT yönteminde olduğu gibi GLRT yöntemi için de, ortamda sadece gürültü işareti olduğunda (H_0), $N_s, M \rightarrow \infty$ durumunda T_{GLRT} ifadesi ikinci dereceden Tracy-Widom dağılımı göstermektedir:

$$P\left(\frac{T_{GLRT} - \mu}{\varepsilon} < s\right) \rightarrow F_2(s) \tag{3.58}$$

Bu nedenle $\gamma_{GLRT} \cong \gamma_{RLRT}$ kabul edilebilir. Ancak, alıcı anten sayısının düşük olduğu durumda bu yaklaşım çok doğru olmamakta ve [33]'te T_{GLRT} için aşağıdaki geliştirilmiş ifade verilmektedir.

$$P\left(\frac{T_{GLRT} - \mu}{\varepsilon} < s\right) \rightarrow F_2(s) - \frac{1}{2MN_s} \left(\frac{\mu}{\varepsilon}\right)^2 F_2''(s) \quad (3.59)$$

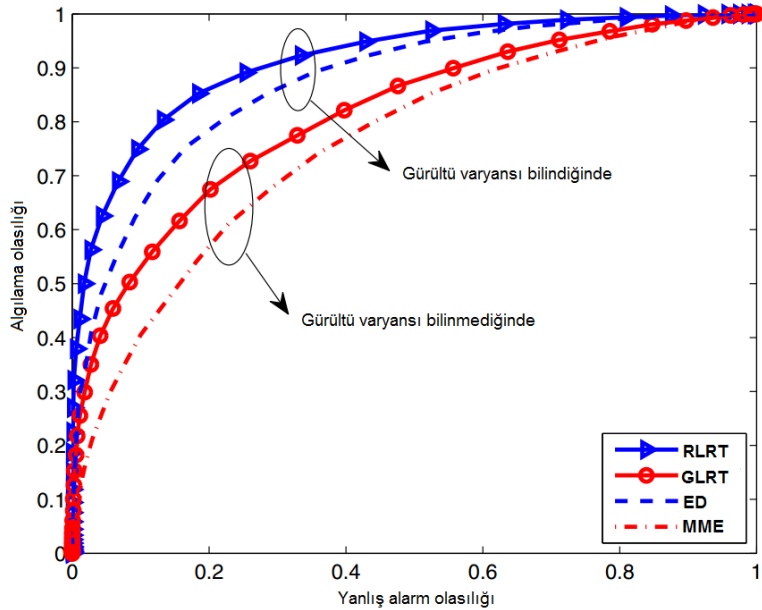
Burada $F_2''(s)$ olasılık dağılım işlevinin ikinci dereceden türevini belirtmektedir.

Yanlış alarm olasılığı bu durumda aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$\begin{aligned} P_{fa} &= P(T_{GLRT} > \gamma_{GLRT}) \\ &= P\left(\frac{T_{GLRT} - \mu}{\varepsilon} > \frac{\gamma_{GLRT} - \mu}{\varepsilon}\right) \\ &\cong 1 - F_2\left(\frac{\gamma_{GLRT} - \mu}{\varepsilon}\right) + \frac{1}{2MN_s} \left(\frac{\mu}{\varepsilon}\right)^2 F_2''\left(\frac{\gamma_{GLRT} - \mu}{\varepsilon}\right) \end{aligned} \quad (3.60)$$

Bu denklemi kullanarak GLRT yöntemi için eşik değeri (γ_{GLRT}) hesaplanabilir.

Şekil 3.9'da ED, MME, RLRT ve GLRT yöntemlerinin tek birincil kullanıcı ($P=1$), düşük sezici sayısı ($M=6$), düşük örnek sayısı ($N_s=50$), ve düşük SNR değeri koşullarında ($SNR=-10$ dB) karşılaştırılması verilmiştir [27].



Şekil 3.9 : ED, MME, GLRT ve RLRT yöntemleri başarımları ($P=1$, $M=6$, $N_s=50$, $SNR=-10$ dB).

GLRT ile RLRT arasındaki başarımların farkı, gürültü seviyesinin bilindiği durumda RLRT yönteminin ED yöntemine göre üstünlüğü ve gürültü seviyesinin bilinmediği durumda GLRT yönteminin MME yöntemine göre üstünlüğü şekilden görülmektedir.

Alıcı anten sayısının fazla ve SNR değerinin yüksek olduğu durumda GLRT ve RLRT yöntemleri arasındaki başarımların farkı fazla değilken, az sayıda sezici ve düşük SNR durumunda RLRT tekniği çok daha iyi başarımlar göstermektedir. Yani, gürültü varyansının kesin olarak bilinmesi bazı durumlarda önemli başarımların farkı meydana getirmektedir.

3.2.7.5 Güç iterasyonu ve ters iterasyon yöntemleri ile MME gerçekleştirilmesi

$ML \times ML$ boyutundaki kovaryans matrisi $\mathbf{C}_x$ 'in özdeğerlerinin hesaplanması için işlemsel karmaşıklık $O(M^3L^3)$ boyutunda verilmektedir [16]. Lineer cebirde kovaryans matrisi özdeğerlerinin hesaplanması için çeşitli iteratif yöntemler önerilmiştir. Bu yöntemler arasında güç iterasyonu (*power iteration*) yöntemi ile matrisin en büyük özdeğerine karşılık gelen özvektör, ters iterasyon (*inverse iteration*) yöntemi ile de matrisin en küçük özdeğerine karşılık gelen özvektör bulunabilmektedir [34].

Güç iterasyonu yöntemi kısaca şu şekilde özetlenebilir [35]:

$$\begin{aligned} &\text{Başlangıç vektörü } \mathbf{v}^{(0)}, \|\mathbf{v}^{(0)}\| = 1 \text{ olacak şekilde seçilir.} \\ &\text{for } k=1,2,\dots \\ &\quad \mathbf{w} = \mathbf{C}_x \mathbf{v}^{(k-1)} \\ &\quad \mathbf{v}^{(k)} = \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\| \end{aligned} \tag{3.61}$$

Bu şekilde her bir iterasyon sonucunda $\mathbf{v}^{(k)}$, matrisin en büyük özdeğerine karşılık gelen özvektöre yakınsamaktadır. İterasyon sonucunda elde edilen $\mathbf{v}^{(k)}$ vektörünü kullanarak $\mathbf{v}^T \mathbf{C}_x \mathbf{v}$ çarpımı yapıldığında en büyük özdeğer bulunabilmektedir.

Benzer şekilde (3.62)'de verilen ters iterasyon yöntemi ile de en küçük özvektör ve en küçük özdeğer hesaplanabilir [35]. Her bir iterasyon sonucunda $\mathbf{v}^{(k)}$, matrisin en küçük özdeğerine karşılık gelen özvektöre yakınsamaktadır. Daha sonra $\mathbf{v}^T \mathbf{C}_x \mathbf{v}$ çarpımı yapılarak en küçük özdeğer bulunabilir.

Başlangıç vektörü $\mathbf{v}^{(0)}, \|\mathbf{v}^{(0)}\| = 1$ olacak şekilde seçilir.

for $k=1,2,\dots$

$\mathbf{C}_x \mathbf{w} = \mathbf{v}^{(k-1)}$ denklemini sağlayan $\mathbf{w}$ bulunur.

$$\mathbf{v}^{(k)} = \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\|$$

(3.62)

Bu iteratif yöntemlerle hesaplanan kovaryans matrisi en büyük ve en küçük özdeğerleri kullanılarak MME algoritması gerçekleştirilebilir. k adet iterasyon için bu yöntemlerin işlemsel karmaşıklığı ise $O(kM^2L^2)$ boyutunda olmaktadır.

3.2.7.6 Özdeğer farkları yöntemi

Bu çalışma kapsamında, özdeğer tabanlı spektrum sezme için, alınan işaretin kovaryans matrisi özdeğerleri farklarından yararlanarak spektrum sezimi önerilmiştir. Önerilen bu yöntemde, $ML \times ML$ boyutundaki kovaryans matrisi $\mathbf{C}_x$ 'in özdeğer farklarının kareleri toplamı (3.63)'te gösterildiği gibi test istatistiği olarak kullanılmaktadır.

$$T = \sum_{i=1}^{ML} \sum_{j=1}^{ML} (\lambda_i - \lambda_j)^2 \quad (3.63)$$

$\mathbf{C}_x$ matrisinin özdeğerleri $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{ML}$ şeklinde olmak üzere, Ek A'da gösterildiği gibi bu ifade aynı zamanda $2ML\text{tr}(\mathbf{C}_x^2) - 2\text{tr}^2(\mathbf{C}_x)$ 'e eşittir. Bu durumda önerilen yöntem için hipotez testi şu şekilde yazılabilir:

$$\begin{aligned} H_0 : \sum_{i=1}^{ML} \sum_{j=1}^{ML} (\lambda_i - \lambda_j)^2 &< \gamma \\ H_1 : \sum_{i=1}^{ML} \sum_{j=1}^{ML} (\lambda_i - \lambda_j)^2 &> \gamma \end{aligned} \quad (3.64)$$

Burada belirtilen eşik değeri (γ), 3.2.2 bölümünde bahsedildiği gibi sıralı istatistikler kullanılarak sayısal olarak hesaplanabilir. Hesaplama yönteminde, sadece gürültünün olduğu durumda (birincil kullanıcı işareti yokken) yapılan 1000 deney için elde edilen T değerleri sıralı olarak yazılır. $P_{fa} = 0.1$ olarak alındığında, elde edilen T değerlerinden 100 tanesi eşik değerinin üzerinde kalacak şekilde eşik değeri belirlenir.

EME ve MME yöntemlerinde bahsedildiği gibi, $\lambda_n = \rho_n + \sigma_w^2$ olmak üzere birincil kullanıcı işareti yokken ($C_s = 0$), $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_{ML} = 0$ olacağından $\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_{ML} = \sigma_w^2$ ve $\sum_{i=1}^{ML} \sum_{j=1}^{ML} (\lambda_i - \lambda_j)^2 = 0$ olmaktadır. Birincil kullanıcı işaretinin olduğu durumda ise, $\sum_{i=1}^{ML} \sum_{j=1}^{ML} (\lambda_i - \lambda_j)^2 > 0$ olur. Dolayısıyla, özdeğerler farklarının kareleri toplamı $(\sum_{i=1}^{ML} \sum_{j=1}^{ML} (\lambda_i - \lambda_j)^2)$ değerine bakarak birincil kullanıcı işaretinin varlığına karar verilebilir. Önerilen yöntemin temeli buna dayanmaktadır.

3.2.8 İşbirlikli algılama

Alıcı tarafında daha hassas bir algılama yapabilmek için kullanılan işbirlikli algılamada, birden fazla sezici kullanılarak bunların ölçümleri birleştirilir ve çeşitleme kazancı sağlanmış olur.

3.2.8.1 Yumuşak birleştirme

M adet sezici olduğu varsayıldığında hipotez testi aşağıdaki hale gelir.

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{x}_m &= \mathbf{w}_m, \quad m = 0, \dots, M-1 \\ H_1 : \mathbf{x}_m &= \mathbf{s}_m + \mathbf{w}_m, \quad m = 0, \dots, M-1 \end{aligned} \quad (3.65)$$

Tüm sezicilerdeki alınan işaretlerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımı ile $\mathbf{z} = (\mathbf{x}_0^T \mathbf{x}_1^T \dots \mathbf{x}_{M-1}^T)^T$ olarak tanımlandığında logaritmik olabilirlik oranı,

$$\begin{aligned} T_{coop} &\triangleq \log \left(\frac{P(\mathbf{z}|H_1)}{P(\mathbf{z}|H_0)} \right) = \log \left(\prod_{m=0}^{M-1} \frac{P(\mathbf{x}_m|H_1)}{P(\mathbf{x}_m|H_0)} \right) \\ &= \sum_{m=0}^{M-1} \log \left(\frac{P(\mathbf{x}_m|H_1)}{P(\mathbf{x}_m|H_0)} \right) = \sum_{m=0}^{M-1} T^{(m)} \end{aligned} \quad (3.66)$$

olarak verilir. Burada $T^{(m)} \triangleq \log \left(\frac{P(\mathbf{x}_m|H_1)}{P(\mathbf{x}_m|H_0)} \right)$, m . sezicinin logaritmik olabilirlik oranını belirtir.

Gürültü ve işaret vektörlerinin $\mathbf{w}_m \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_w^2 \mathbf{I})$ ve $\mathbf{s}_m \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma_s^2 \mathbf{I})$ şeklinde sıfır ortalamalı çevrimsel simetrik karışık Gauss dağılımlı ve bağımsız oldukları durumda, logaritmik olabilirlik oranı (3.67) halini alır.

$$T_{ce} = \sum_{m=0}^{M-1} \log \left(\frac{\frac{1}{\pi^N (\sigma_w^2 + \sigma_s^2)^N} \exp \left(-\frac{\|x_m\|^2}{\sigma_w^2 + \sigma_s^2} \right)}{\frac{1}{\pi^N \sigma_w^{2N}} \exp \left(-\frac{\|x_m\|^2}{\sigma_w^2} \right)} \right) \quad (3.67)$$

z' 'den bağımsız tüm sabitleri çıkardığımızda denklem aşağıdaki gibi basitleştirilebilir.

$$T_{ce} = \sum_{m=0}^{M-1} \|x_m\|^2 \frac{\sigma_s^2}{\sigma_w^2 (\sigma_w^2 + \sigma_s^2)} \quad (3.68)$$

$\|x_m\|^2$, m . sezicideki enerji algılayıcıdan elde edilen yumuşak karardır. Bu nedenle işbirlikli algılamada en uygun yöntem, tüm sezicilerde ayrı ayrı enerji algılama kullanmak ve yumuşak kararları yukarıdaki denklemde görüldüğü gibi toplamaktır.

$\sigma_w^2 = 1$ olduğunda, σ_s^2 m . sezicideki SNR değerine eşit olmaktadır. Tüm seziciler için gürültü ve işaret güçleri eşit ise, (3.68) denklemindeki ağırlık faktörü göz ardı edilebileceğinden sadece yumuşak karar değerleri ($\|x_m\|^2$) toplanır.

Seziciler arasındaki korelasyon arttıkça, işbirlikli algılama kazancı azalmaktadır [36]. Kullanıcılar arasındaki mesafe korelasyonun bağlı olduğu en temel değişkendir ve algılama açısından bu mesafenin fazla olması istenir.

3.2.8.2 Sert birleştirme

Yumuşak birleştirmede tüm kullanıcılar yumuşak kararlarını birleştirme merkezine iletmekte ve burada kararlar birleştirilerek tek bir ortak karar verilmektedir. En ideal işbirlikli algılama olan bu durumda birleştirme merkezine çok büyük miktarda veri iletimi olmaktadır. İşbirlikçi algılamadaki diğer bir yöntem olan sert birleştirmede ise, her sezici kendi kararını verir ve birleştirme merkezine bir bit ("0" ya da "1") gönderir. Daha sonra birleştirme merkezinde bu sert kararlar birleştirilerek tek bir ortak karar verilir.

Sert birleştirmede kararları birleştirmek için "Ve", "Veya" ya da "Oylama" kuralları kullanılır [37]. Bunun için, m . sezicinin logaritmik olabilirlik oranı $T^{(m)}$ "0" ya da "1" bitlerine kuantalanır ve bu değer m . sezici tarafından verilen sert kararı belirtir. "1" değeri işaretin algılandığını, "0" değeri ise algılanmadığını gösterir.

“Ve” kuralında, tüm seziciler işaret algılamış ise ($\sum_{m=0}^{M-1} T^{(m)} = M$ olduğunda) işaretin algılandığına karar verilir.

“Veya” kuralında, sezicilerden herhangi birinin işareti algılamış olması ($\sum_{m=0}^{M-1} T^{(m)} \geq 1$ olması) işaretin varlığına karar vermek için yeterlidir.

“Oylama” kuralında ise, M adet seziciden en az K tanesi işareti algılamış ise ($\sum_{m=0}^{M-1} T^{(m)} \geq K$ olduğunda) işaretin varlığına karar verilir.

4. SPEKTRUM SEZME YÖNTEMLERİNİN BİLGİSAYAR BENZETİMLERİ

4.1 Çevrimsel Durağan Özellik Algılama Yöntemi Başarımı

Spektrum sezme için frekans bandının dolu ya da boş olduğunu ifade eden iki hipotez şu şekilde yazılmaktadır:

$$\begin{aligned} H_0 : x_i(n) &= w_i(n) \\ H_1 : x_i(n) &= h_i(n)s(n) + w_i(n) \end{aligned} \quad (4.1)$$

H_0 hipotezi sadece gürültünün olduğu (birincil kullanıcı işaretinin olmadığı) durumu, H_1 hipotezi ise birincil kullanıcı işaretinin olduğu durumu ifade etmektedir. Birincil kullanıcı işareti $s(n)$, toplamsal beyaz Gauss gürültüsü (AWGN) $w_i(n)$ olarak verilmiştir. $i=1,2,\dots,M$ alıcı anten indisini, $n=1,2,\dots,N_s$ ise örnek indisini göstermektedir.

Birincil kullanıcı ile bilişsel radyo arasındaki düz sönümlemeli kablosuz kanal,

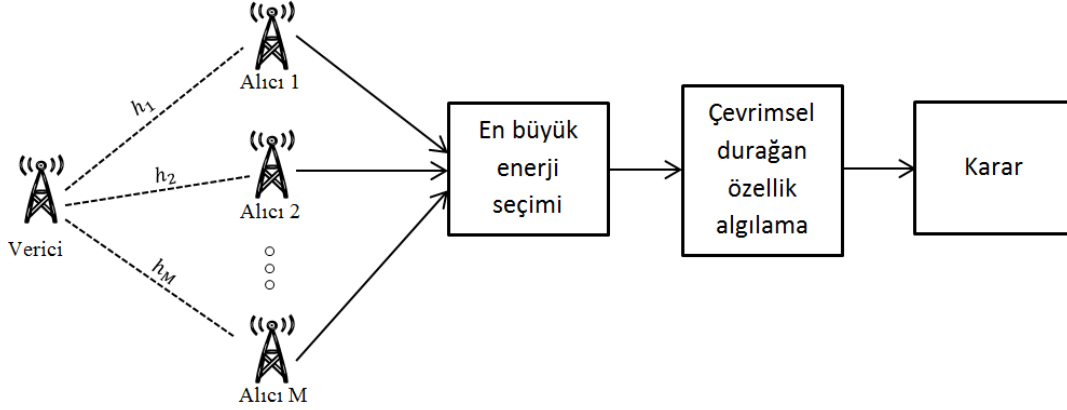
$$\mathbf{h}_i = \mathbf{G}^{1/2} \mathbf{h}_{x,i} \quad (4.2)$$

şeklinde modellenmiştir [38]. $M \times 1$ boyutundaki $\mathbf{h}_{x,i}$ sıfır ortalamalı, birim varyanslı IID karmaşık Gauss dağılımına sahiptir ve ilinti matrisi $\mathbf{G}$ 'nin elemanları şu şekilde tanımlanır:

$$G_{ij} = \begin{cases} \rho^{j-i}, & i \leq j \\ C_{ji}^*, & i > j \end{cases} \quad (4.3)$$

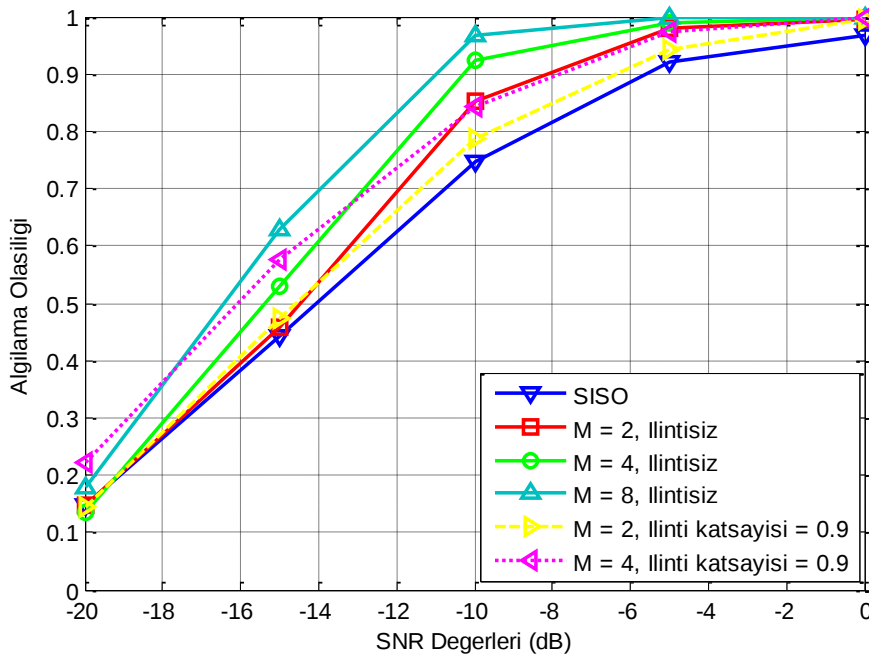
$i, j=1,2,\dots,M$ ve ilinti katsayısı ρ karmaşık olarak ifade edilir. İlinti katsayısı, genliği $0 < |\rho| < 1$ ve fazı 2π üzerinde düzgün dağılımlı olacak şekilde üretilmiştir.

[21]'de önerilen ve Şekil 4.1'de gösterilen yöntemde, alıcı antenler arasından en büyük enerjiye sahip işaretin olduğu anten seçildikten sonra, o işarete çevrimsel durağan özellik algılayıcı uygulanmıştır.



Şekil 4.1 : En büyük enerji seçimi ile çevrimsel durağan özellik algılama modeli.

Üçüncü bölümde çevrimsel durağan özellik algılama için verilen test istatistiği kullanılarak yapılan benzetimlerde $f_c = 125 \text{ MHz}$ olan BPSK modülasyonlu işaret için spektral iltisaz işlevi $\alpha = \pm 2 f_c = 250 \text{ MHz}$ 'te incelenmiştir. $P_{fa} = 0.05$ olarak kabul edildiğinde, farklı alıcı anten sayıları ve alıcı antenler arası iltisaz katsayıları için benzetim sonuçları Şekil 4.2'deki gibi elde edilmiştir.



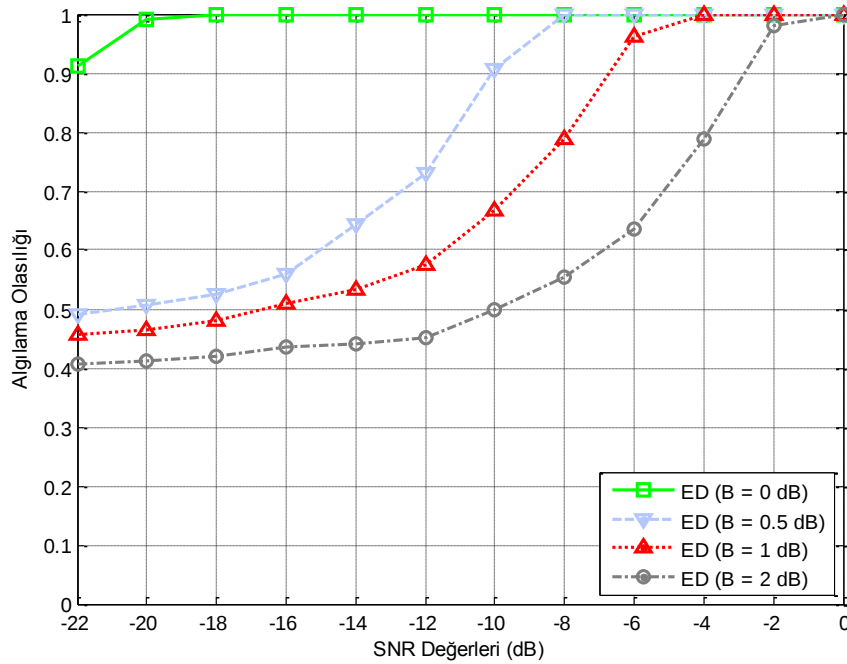
Şekil 4.2 : Çevrimsel durağan özellik algılama başarımı.

$SNR = -10$ dB için tek alıcı antenli yapıda yaklaşık 0.75 olasılıkla işaret algılanabilmektedir. İlintisiz iki alıcı anten için algılama olasılığı 0.85, ilinti katsayısı 0.9 olan iki alıcı anten kullanıldığında ise 0.8 civarında olmaktadır. Grafikten görüleceği gibi, alıcı anten sayısının artması ile başarımda iyileşme sağlanırken, antenler arası ilinti katsayısının artması bu iyileşme oranını düşürmektedir.

4.2 Enerji Algılama Yöntemi Başarımı

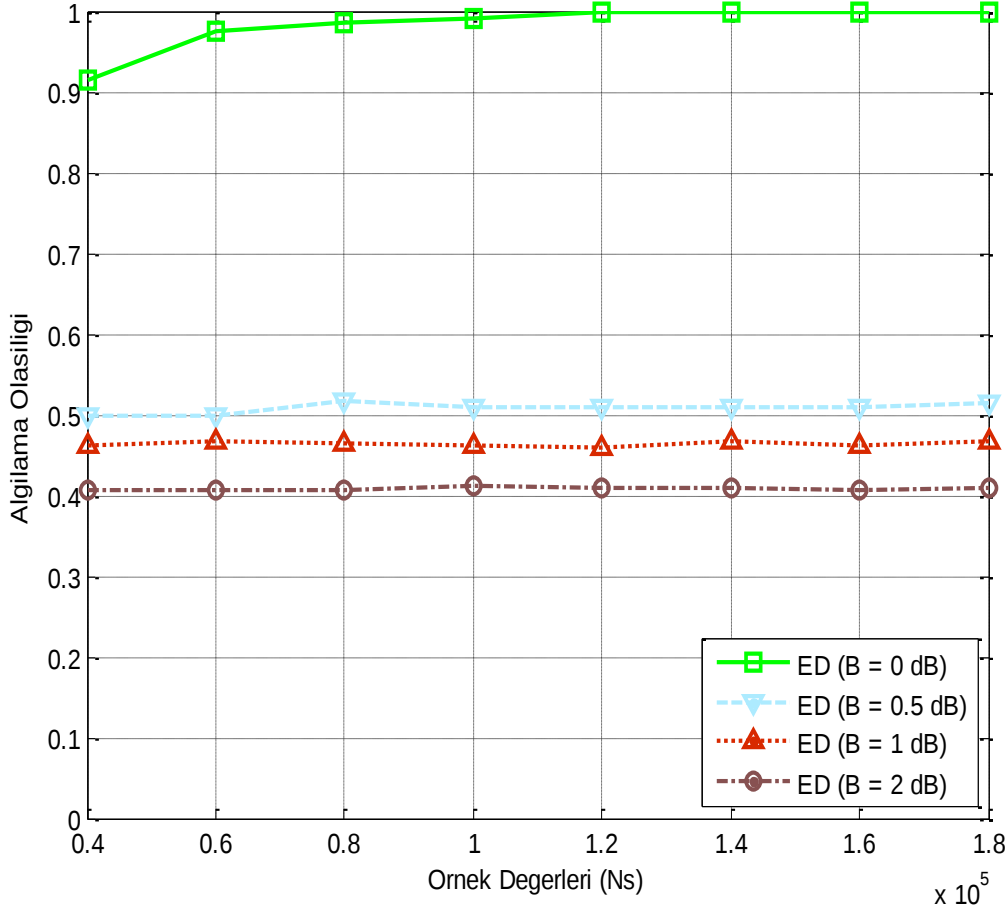
Enerji algılama yöntemi için (3.15) denkleminde verilen test istatistiği kullanılarak, $P = 2$ birincil kullanıcı, $M = 4$ alıcı anten, $L = 8$ düzeltme faktörü için bilgisayar yardımıyla yapılan benzetimlerde enerji algılama yönteminin farklı gürültü belirsizliği sınırı değerleri için ($B = 0$ dB, 0.5 dB, 1 dB ve 2 dB) algılama olasılığı (P_d) Şekil 4.3'teki gibi elde edilmiştir. Benzetim $N_s = 100000$ örnek BPSK işareti, 1000 deney ve beyaz Gauss gürültülü kanal alınarak gerçekleştirilmiştir. $P_{fa} = 0.1$ ve kanal dereceleri $N_1 = N_2 = 9$ alınmıştır.

Gürültü varyansı kesin olarak bilindiğinde ($B = 0$ dB) enerji algılama yönteminin başarımı çok iyi iken ($P_d \cong 1$), artan gürültü belirsizliği ile orantılı olarak algılama olasılığının düştüğü gözlenmiştir.



Şekil 4.3 : ED yöntemi başarımı ($P = 2$, $M = 4$, $L = 8$).

Aynı sistem için örnek sayısı (N_s) artırımının yöntemin başarımına etkisini gözlemlemek amacıyla $SNR = -20$ dB iken örnek sayısı 40000'den 180000'e kadar değiştirilerek algılama olasılığı Şekil 4.4'teki gibi elde edilmiştir.



Şekil 4.4 : Farklı N_s değerleri için ED yöntemi başarımı ($SNR = -20$ dB).

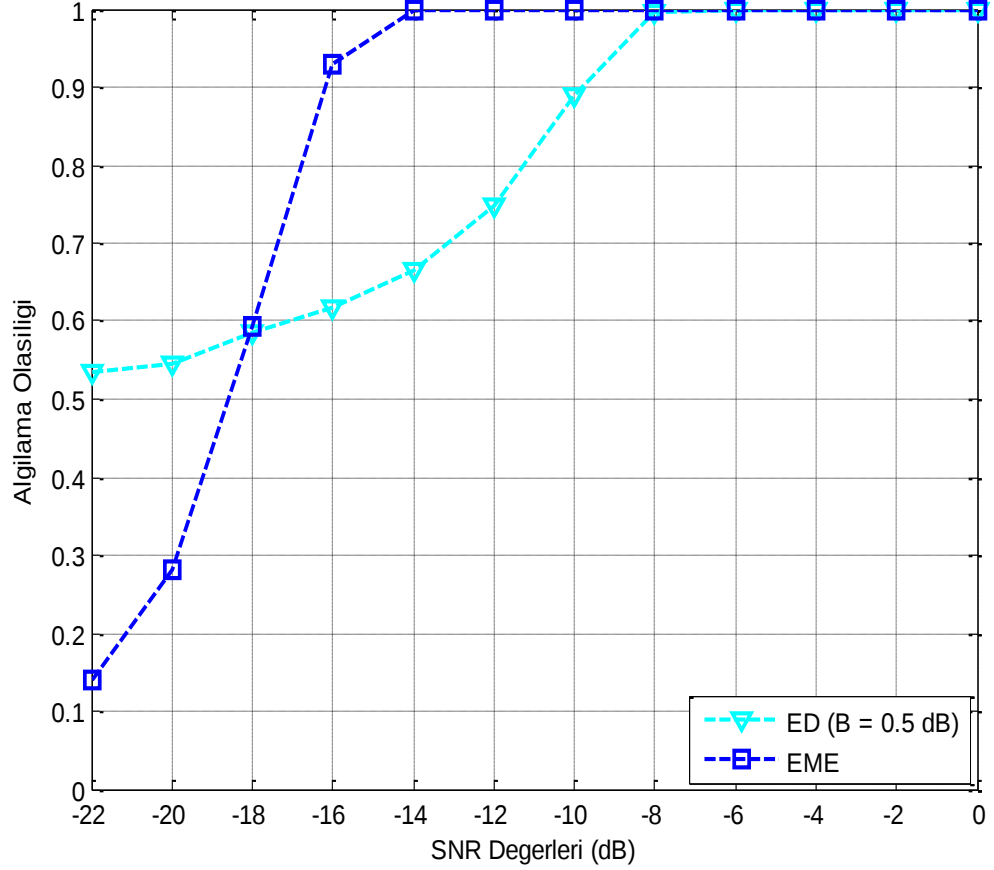
Görüldüğü gibi $B = 0$ dB durumunda artan örnek sayısı ile başarımlar iyileşirken, gürültü belirsizliği durumunda artan örnek sayısı ile algılama olasılığında iyileşme sağlanamamaktadır. Yani, enerji algılama yöntemi için gürültü belirsizliği problemi örnek sayısını artırarak çözülememektedir.

4.3 Özdeğer Tabanlı Algılama Yöntemleri Başarımı

Bu bölümde bilişsel radyo alıcısında alınan işaretin örnek kovaryans matrisi özdeğerlerini kullanan farklı algoritmalar için bilgisayar benzetimleri yapılarak, algılama olasılığı grafikleri elde edilmiştir.

4.3.1 EME yöntemi başarımı

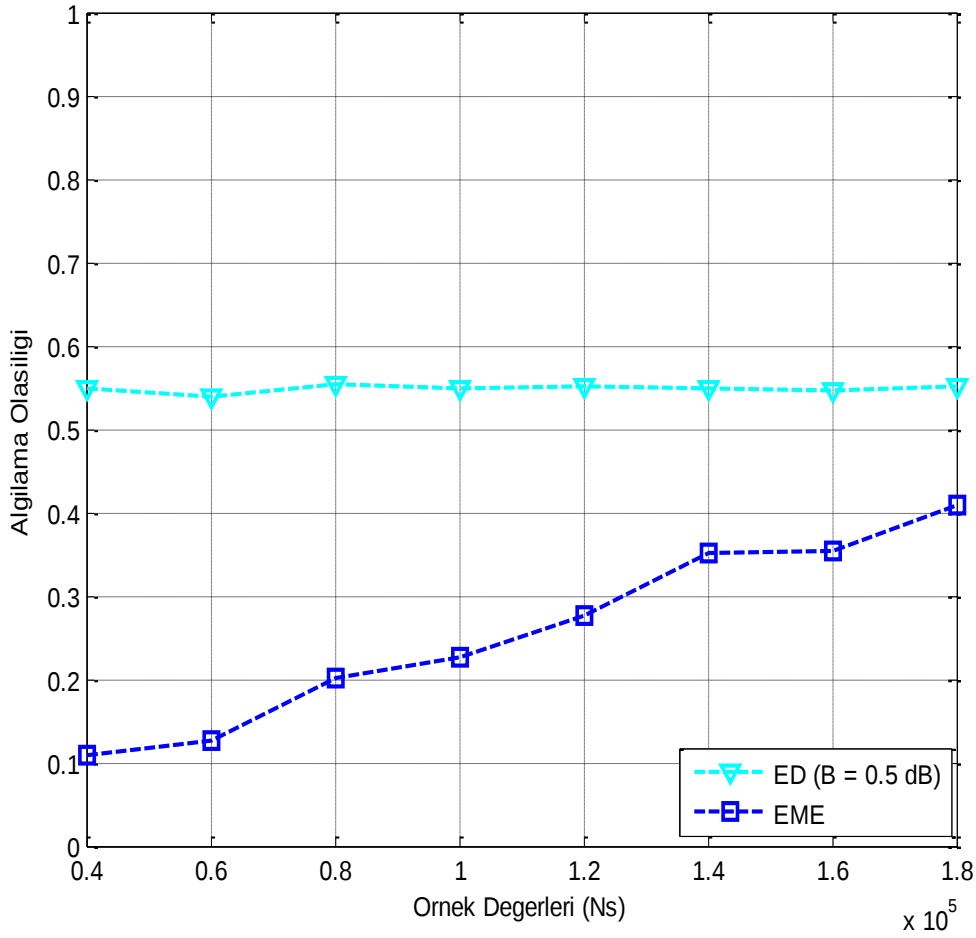
Enerji algılama yöntemi ile aynı koşullarda ($P = 2$, $M = 4$, $L = 8$) bilgisayar yardımıyla yapılan benzetimlerde EME algoritması için Şekil 4.5'te verilen sonuç elde edilmiştir.



Şekil 4.5 : EME yöntemi başarımı ($P = 2$, $M = 4$, $L = 8$).

Enerji algılama yönteminde $B = 0.5\text{dB}$ durumunda, $SNR = -8\text{dB}$ iken algılama olasılığı 1 olmakta, EME yönteminde ise $SNR = -14\text{dB}$ 'de bunun sağlandığı görülmektedir. Dolayısıyla EME yöntemi, gürültü belirsizliğinin olduğu durumda enerji algılama yöntemine göre daha üstün başarımlar göstermektedir.

Aynı sistem için örnek sayısı (N_s) artırımının yöntemin başarımına etkisini gözlemlemek amacıyla $SNR = -20\text{dB}$ iken örnek sayısı 40000'den 180000'e kadar değiştirilerek algılama olasılığı Şekil 4.6'daki gibi elde edilmiştir. Enerji algılama yönteminden farklı olarak, EME yönteminde gürültü gücüne bağımlılık olmadığından örnek sayısı artırımı ile algılama olasılığının iyileştiği görülmüştür.



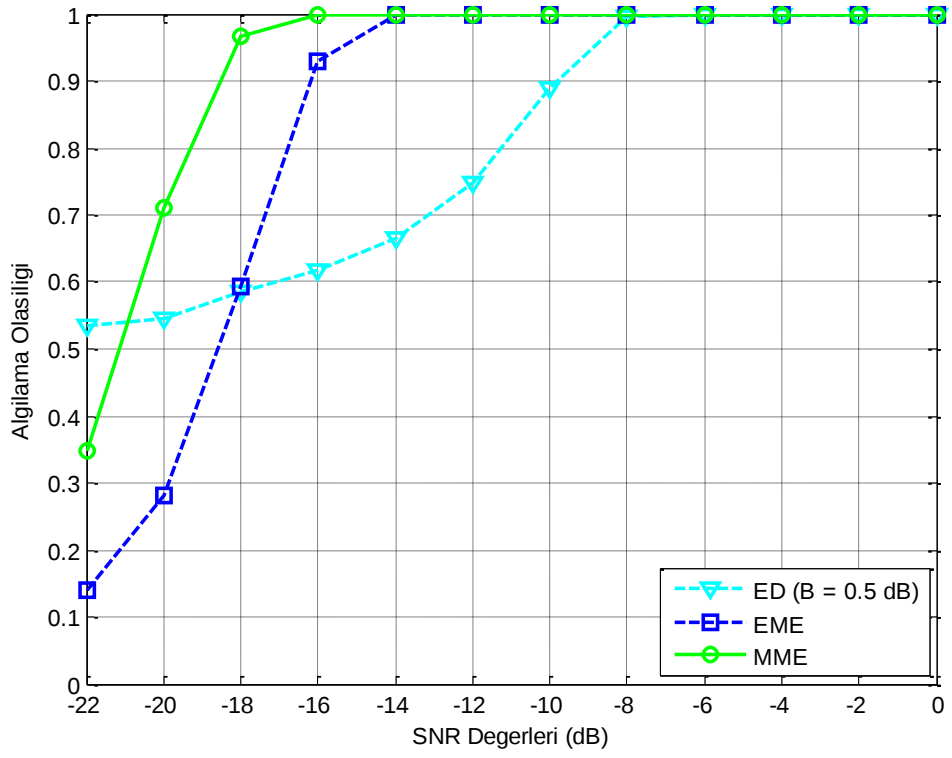
Şekil 4.6 : Farklı N_s değerleri için EME yöntemi başarımı ($SNR = -20$ dB).

4.3.2 MME yöntemi başarımı

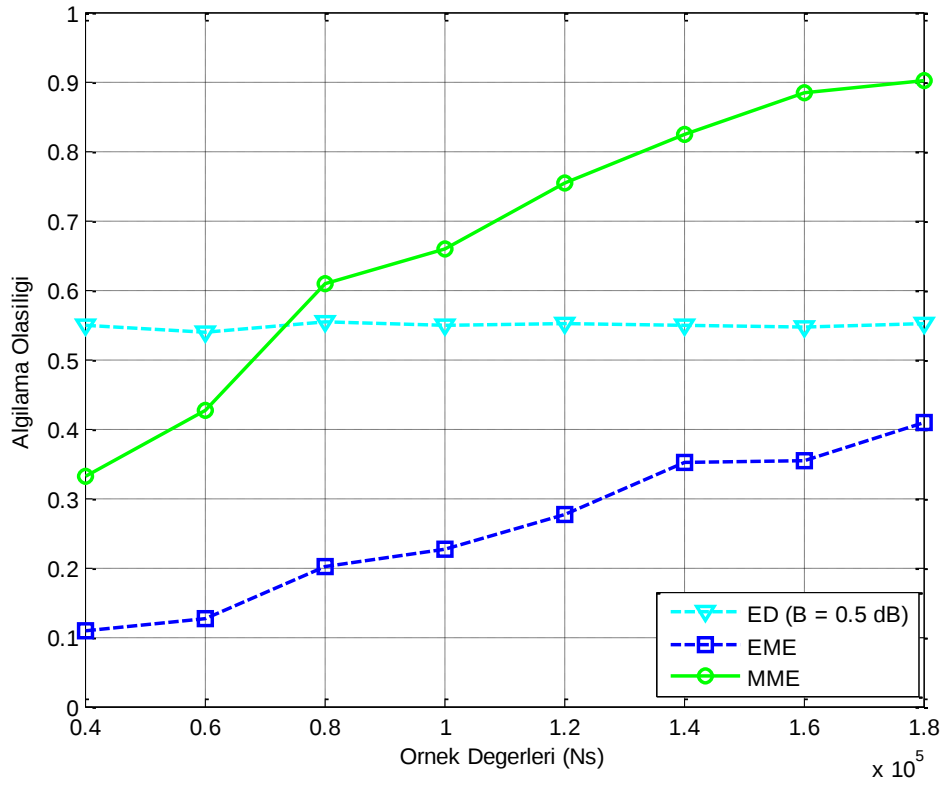
Enerji algılama ve EME yöntemi ile aynı koşullarda yapılan benzetimlerde MME algoritmasının başarımı Şekil 4.7’deki gibi elde edilmiştir.

Grafikten de görüleceği gibi MME algoritması, enerji algılama ve EME algoritmalarından daha iyi spektrum sezebilmektedir. Algılama olasılığı, enerji algılama yöntemi için $SNR = -8$ dB’de, EME yöntemi için $SNR = -14$ dB’de ve MME yöntemi için de $SNR = -16$ dB’de 1’e ulaşmaktadır.

Örnek sayısı (N_s) etkisini gözlemlemek amacıyla $SNR = -20$ dB iken örnek sayısı 40000’den 180000’e kadar değiştirildiğinde MME yöntemi algılama olasılığı Şekil 4.8’deki gibi değişmektedir. EME algoritmasında olduğu gibi, artan örnek sayısı ile birlikte MME algoritması için de başarımda önemli bir artış olduğu grafikten açıkça görülmektedir.



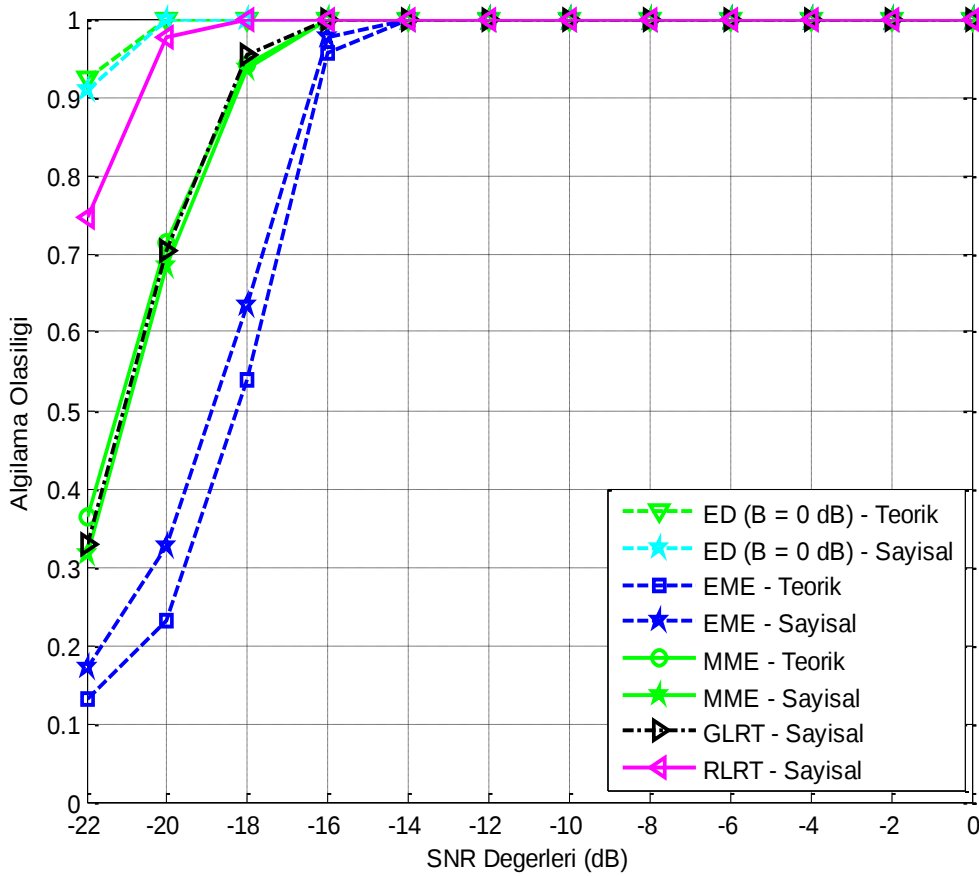
Şekil 4.7 : MME yöntemi başarımı ($P = 2$, $M = 4$, $L = 8$).



Şekil 4.8 : Farklı N_s değerleri için MME yöntemi başarımı ($SNR = -20$ dB).

4.3.3 RLRT ve GLRT yöntemleri başarımı

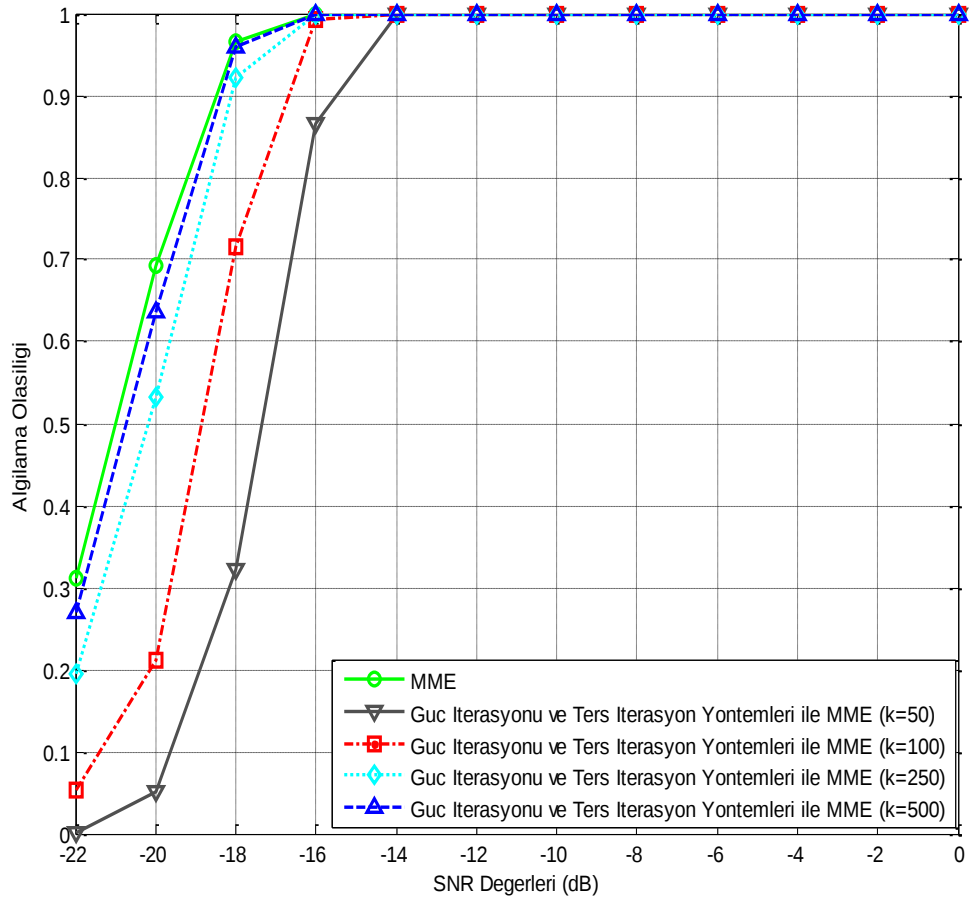
Gürültü varyansının bilindiği varsayılan yarı-kör RLRT yöntemi ve kör GLRT yöntemi için eşik değerleri sıralı istatistikler yöntemi ile sayısal olarak hesaplandığında, algılama olasılığı grafikleri Şekil 4.9'daki gibi elde edilmektedir. ED, EME ve MME yöntemleri ile aynı şartlarda karşılaştırmak amacıyla, bu yöntemler için de sayısal olarak hesaplanan eşik değerlerine göre algılama olasılığı eğrileri verilmiştir. "X-Teorik" eğrileri teorik olarak hesaplanan eşik değerine göre, "X-Sayısal" eğrileri ise sayısal olarak hesaplanan eşik değerine göre elde edilen algılama olasılığı eğrilerini göstermektedir. Grafikten görüldüğü gibi, sayısal olarak hesaplanan eşik değerleri kullanıldığında ED, EME ve MME yöntemleri teorik eşik kullanıldığı duruma yakın sonuçlar vermektedir. İlgili sistem için gürültü varyansının bilindiği varsayılan RLRT yönteminin, EME ve MME yöntemlerinden daha iyi başarımla gösterdiği, GLRT yöntemi MME yöntemi ile hemen hemen aynı başarıma sahip olduğu görülmektedir.



Şekil 4.9 : RLRT ve GLRT yöntemleri başarımı ($P = 2$, $M = 4$, $L = 8$).

4.3.4 Güç iterasyonu ve ters iterasyon yöntemleri ile MME gerçekleştirilmesi

Üçüncü bölümde bahsedilen güç iterasyonu ve ters iterasyon yöntemleri kullanılarak, farklı k değerleri için örnek kovaryans matrisinin en büyük ve en küçük özdeğerleri bulunmuştur. Bulunan değerler MME algoritmasına uygulandığında sonuçlar Şekil 4.10'daki gibi elde edilmiştir.

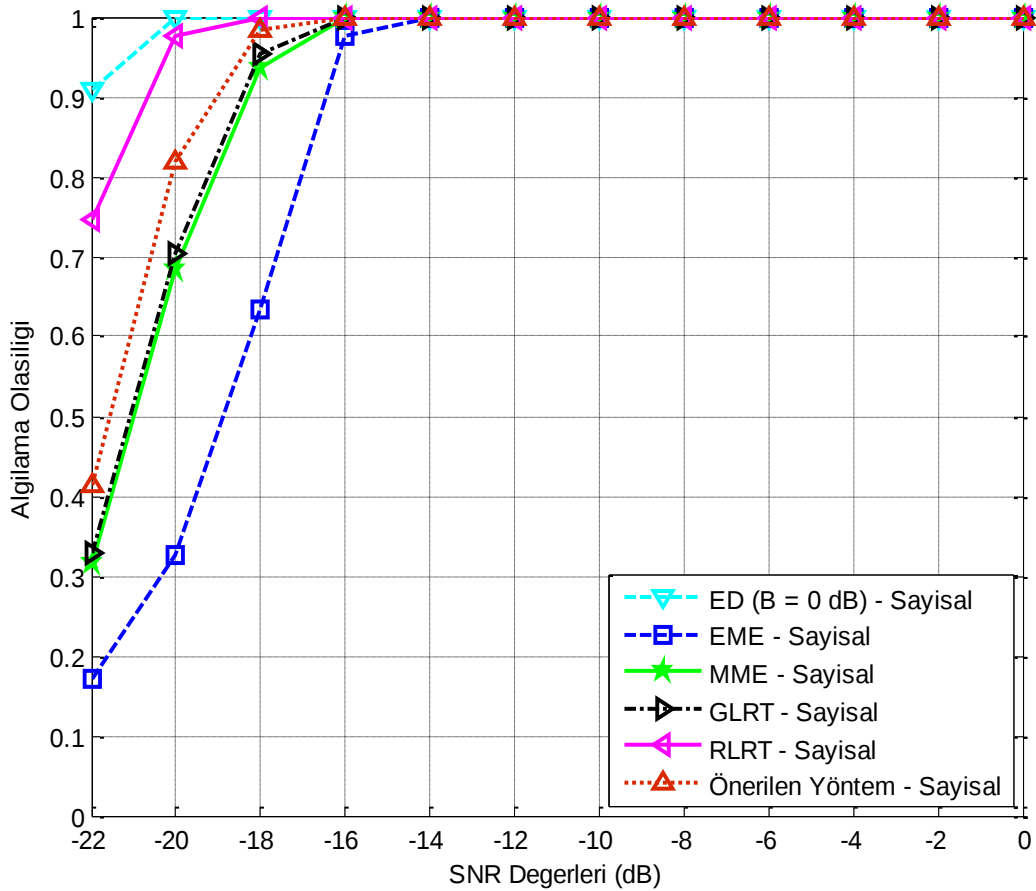


Şekil 4.10 : Güç iterasyonu ve ters iterasyon yöntemleri ile MME gerçekleştirilmesi.

Grafikten de görüleceği gibi $k = 500$ değeri için, ideal durumdaki MME algoritmasına oldukça yakın algılama olasılığı elde edilmiştir. k adet iterasyon için bu yöntemlerin işlemsel karmaşıklığı ise $O(kM^2L^2)$ boyutunda olmaktadır. Dolayısıyla, benzetimi yapılan sistem için ($M = 4$, $L = 8$) bu yöntemleri kullanarak $k = 500$ iterasyon yapıldığında, işlemsel karmaşıklığın arttığı; bu yöntemlerin $ML \geq 500$ olacak şekilde çok büyük boyuttaki matrisler için etkili olabileceği görülmüştür.

4.3.5 Özdeğer farkları yöntemi başarımı

Bu bölümde, literatürde önerilen enerji algılama, EME, MME, RLRT ve GLRT yöntemlerinden farklı olarak özdeğer farklarının kareleri toplamına bağlı biçimde önerilen yöntem için başarımlar incelenmiştir. Üçüncü bölümde bahsedilen bu yöntem için, sıralı istatistikler kullanılarak eşik değeri (γ) sayısal olarak hesaplanmıştır. Yapılan benzetim sonuçları, diğer yöntemlerle karşılaştırmalı olarak Şekil 4.11’de verilmiştir.

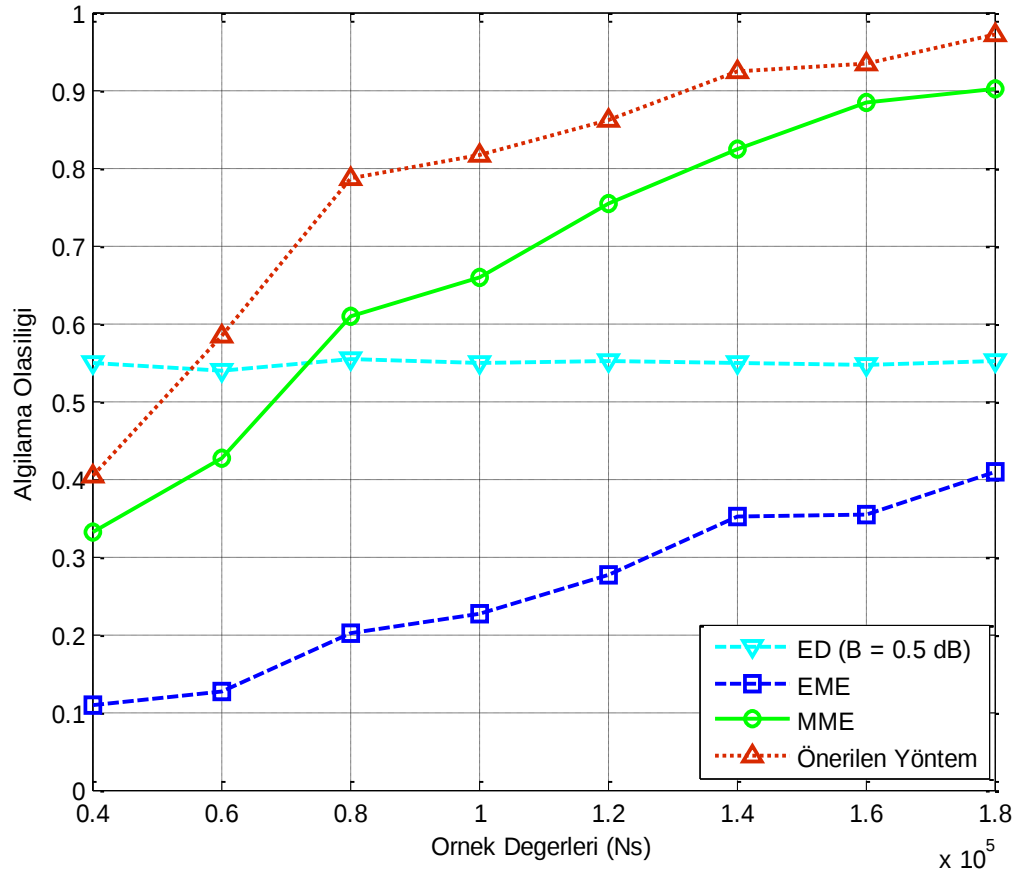


Şekil 4.11 : Önerilen yöntemin başarımı ($P = 2$, $M = 4$, $L = 8$).

Yapılan benzetimlerde, önerilen özdeğer farkları yönteminin, kör yöntemler arasında en üstün başarımla gösterdiği görülmüştür. Yöntemleri aynı koşullarda karşılaştırmak amacıyla, tüm yöntemler için sayısal olarak eşik değerleri belirlenmiş ve bu eşik değerlerine göre algılama olasılıkları elde edilmiştir.

İncelenen yöntemler için algılama olasılıkları farklı SNR değerlerine göre Çizelge 4.1’de verilmiştir.

Örnek sayısı (N_s) etkisini gözlemlemek amacıyla $SNR = -20$ dB iken örnek sayısı 40000'den 180000'e kadar değiştirildiğinde önerilen yöntem için algılama olasılığı Şekil 4.12'de görüldüğü gibi değişmektedir. EME ve MME algoritmalarına benzer şekilde, artan örnek sayısı ile birlikte önerilen yöntem için de başarımda önemli bir artış olduğu grafikten açıkça görülmektedir.



Şekil 4.12 : Farklı N_s değerleri için önerilen yöntemin başarımı ($SNR = -20$ dB).

Çizelge 4.1 : İncelenen yöntemler için algılama olasılıkları.

Yöntem \ SNR (dB)						
	-22	-20	-18	-16	-14	-12
ED (B = 0 dB) - Teorik	0.924	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000
ED (B = 0 dB) - Sayısal	0.910	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000

Çizelge 4.1 : İncelenen yöntemler için algılama olasılıkları (devam).

Yöntem \ SNR (dB)	SNR (dB)					
	-22	-20	-18	-16	-14	-12
EME - Teorik	0.130	0.230	0.539	0.956	0.998	1.000
EME - Sayısal	0.170	0.327	0.633	0.976	0.998	1.000
MME - Teorik	0.365	0.713	0.942	1.000	1.000	1.000
MME - Sayısal	0.317	0.683	0.936	1.000	1.000	1.000
GLRT - Sayısal	0.329	0.703	0.954	1.000	1.000	1.000
RLRT - Sayısal	0.745	0.976	1.000	1.000	1.000	1.000
Önerilen Yöntem - Sayısal	0.415	0.818	0.984	1.000	1.000	1.000

5. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında, mevcut frekans spektrumundaki spektrum kısıtlılığı problemine çözüm bulmayı ve spektrum verimliliğini artırmayı hedefleyen bilişsel radyo teknolojisi incelenmiş, bilişsel radyonun en önemli işlevlerinden biri olan spektrum sezme üzerinde çalışılmıştır.

Spektrum sezme için literatürde önerilen birçok yöntem üstün ve zayıf yönleriyle ele alınmıştır. Bu yöntemler arasındaki enerji algılama, çevrimsel durağan özellik algılama ve özdeğer tabanlı spektrum sezme yöntemleri için MATLAB yardımı ile bilgisayar benzetimleri yapılarak başarımları verilmiştir. Enerji algılama yöntemi düşük karmaşıklığa sahiptir ve birincil kullanıcı işareti hakkında hiçbir bilgi gerektirmemektedir. Ancak, başarımının gürültü gücünün doğru olarak bilinmesine bağlı olması ve pratikte bunun mümkün olmaması, düşük SNR değerlerinde başarımının düşmesi zayıf yönleri olarak karşımıza çıkmaktadır. Çevrimsel durağan özellik algılama yöntemi ise, birincil kullanıcıların çevrimsel frekans bilgisinin yanında yüksek hızlı işlemciler ve yüksek çözünürlüklü analog-sayısal dönüştürücüler gerektirmektedir. Başarımları incelenen üç yöntem arasında özdeğer tabanlı spektrum sezme yöntemleri, kaynak işaret, kanal ve gürültü hakkında hiçbir bilgi gerektirmemesi nedeniyle ön plana çıkmaktadır.

Yapılan benzetimlerde çevrimsel durağan özellik algılama yönteminin başarımı SISO sistem ve birden fazla alıcı antenli sistem için incelenmiştir. Özdeğer tabanlı spektrum sezme için literatürde önerilen EME, MME, RLRT ve GLRT yöntemleri başarımı, iki birincil kullanıcı ve birden fazla alıcı anten olduğu durumda enerji algılama yöntemi ile karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Enerji algılama yönteminde gürültü belirsizliğinin başarımı oldukça düşürdüğü görülmüştür. Özdeğer tabanlı MME yönteminin ise, EME yöntemine göre daha üstün başarımlar gösterdiği, düşük SNR değerlerinde yüksek algılama olasılığı ile birincil kullanıcı işaretini algılayabildiği gözlenmiştir. EME yöntemi $SNR = -14$ dB’de, MME yöntemi $SNR = -16$ dB’de %100 olasılıkla işareti algılamakta, enerji algılama yönteminde düşük gürültü belirsizliği durumunda bile ($B = 0.5$ dB) $SNR = -16$ dB’de algılama

olasılığı ancak 0.6 olabilmektedir. Gürültü varyansının bilindiği varsayılan yarı-kör RLRT yöntemi, sayısal eşik durumunda EME ve MME yöntemlerinden daha üstün başarımlar gösterirken; kör yöntem olan GLRT tabanlı spektrum sezme yönteminin, EME yönteminden daha iyi, MME'ye oldukça yakın sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Bu çalışmada ayrıca, alınan işaretin örnek kovaryans matrisi özdeğerlerini elde etmek için literatürde verilen iteratif yöntemler (güç iterasyonu ve ters iterasyon yöntemleri) MME algoritması için uygulandığında, farklı iterasyon değerleri için başarımlar ve işlemsel karmaşıklık incelenmiştir.

Son olarak, literatürde verilen EME ve MME yöntemlerinden farklı olarak, alınan işaretin örnek kovaryans matrisi özdeğerlerinin farklarını kullanarak spektrum sezme önerilmiştir. Önerilen yöntemde, özdeğer farklarının kareleri toplamı test istatistiği olarak kullanılmakta ve belirlenen eşik değeriyle karşılaştırılarak birincil kullanıcı işaretinin varlığına karar verilmektedir. Eşik değeri belirlemede, sıralı istatistikler kullanılarak sayısal hesaplama yapılmıştır. ED, EME, MME, RLRT ve GLRT yöntemleri için literatürde verilen teorik eşik değerleri yerine, aynı şekilde sayısal olarak hesaplanan eşik değerleri kullanılmış ve aynı koşullarda başarımlar karşılaştırması verilmiştir. Önerilen yöntemin, EME ve MME yöntemlerinden daha yüksek algılama olasılığı ile birincil kullanıcı işaretini sezebildiği görülmüştür. Kablosuz sistemler için hedeflenen en düşük SNR değeri olan -20 dB 'de kör yöntemler için algılama olasılıkları, EME yöntemi için 0.23, MME ve GLRT yöntemleri için yaklaşık 0.7, önerilen yöntem için ise 0.8 civarında olmaktadır.

Gelecek çalışma olarak, bu tez kapsamında eşik değeri sayısal olarak hesaplanan özdeğer farkları yöntemi için teorik eşik değeri elde edilebilir.

KAYNAKLAR

- [1] Liang, Y.-C., Chen, K.-C., Li, G. Y., ve Mahonen, P. (2011). Cognitive radio networking and communications: An overview. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 60, no. 7, 3386–3407.
- [2] Matinmikko, M., Mustonen, M., Sarvanko, H., Hoyhtya, M., Hekkala, A., Mammela, A., Katz, M. ve Kiviranta, M. (2008). A motivating overview of cognitive radio: Foundations, regulatory issues and key concepts. in *Proc. of the First International Workshop on Cognitive Radio and Advanced Spectrum Management(CogART 2008)*, 1-5.
- [3] FCC (Federal Communications Commission) (2005). “Notice of proposed rule making and order: Facilitating opportunities for flexible, efficient, and reliable spectrum use employing cognitive radio technologies,” ET Docket No. 03-108.
- [4] Mitola, J. ve Maguire, G. Q. (1999). Cognitive radios: making software radios more personal. *IEEE Personal Communications*, vol. 6, 13-18.
- [5] Hossain, E., Niyato D. ve Han Z. (2009). Dynamic Spectrum Access and Management in Cognitive Radio Networks, *Cambridge University Press*.
- [6] FCC (Federal Communications Commission) (2002). Spectrum policy task force report. *Technical Report*, 02-135.
- [7] Erpek, T., Steadman, K. ve Jones, D. (2007). Dublin Ireland Spectrum Occupancy Measurements Report. *Shared Spectrum Company*.
- [8] Akyildiz, I. F., Lee, W.-Y., Vuran, M. C. ve Mohanty, S. (2008). A survey on spectrum management in cognitive radio networks. *IEEE Communications Magazine*, vol. 46, no. 4, 40–48.
- [9] Ariananda, D. D., Lakshmanan, M. K. Ve Nikookar, H. (2009). A survey on spectrum sensing techniques for cognitive radio. in *Proc. of the Second International Workshop on Cognitive Radio and Advanced Spectrum Management (CogART 2009)*, 74–79.
- [10] Haykin, S. (2005). Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 23, no. 2, 201–220.
- [11] Larsson, E. ve Skoglund, M. (2008). Cognitive radio in a frequency-planned environment: some basic limits. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 7, no. 12, 4800–4806.
- [12] Yücek, T. ve Arslan, H. (2009). A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 11, no. 1, 116–130.

- [13] **IEEE 802.22.** (2008), “Draft Standard for Wireless Regional Area Networks Part 22”.
- [14] **Hassan, M. H. ve Nasr, O. A.** (2011). Adaptive spectrum sensing of wireless microphones with noise uncertainty, *IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, 445-450.
- [15] **Axell, E., Leus, G. ve Larsson, E. G.** (2010). Overview of spectrum sensing for cognitive radio. *In Proc. of the International Workshop on Cognitive Information Processing (CIP 2010)*, 322-327.
- [16] **Zeng, Y. ve Liang, Y.-C.** (2009). Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio. *IEEE Transactions on Communications*, vol. 57, no. 6, 1784–1793.
- [17] **Pandharipande, A. ve Linnartz, J. P. M. G.** (2007). Performance analysis of primary user detection in multiple antenna cognitive radio. *in Proc. IEEE Int. Conf. Communications (ICC)*, Glasgow, U.K.
- [18] **Gismalla, E. H. ve Alsusa, E.** (2011). Performance analysis of the periodogram-based energy detector in fading channels. *IEEE Trans. Signal Process.*, no. 99, 3712-3721.
- [19] **Sato, T., ve Umehira, M.** (2011). A New Spectrum Sensing Scheme Using Overlap FFT Filter-bank for Dynamic Spectrum Access. *6th International ICST Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (CROWNCOM)*, 6-10.
- [20] **Kapoor, S., Rao, S.V.R.K. ve Singh, G.** (2011). Opportunistic Spectrum Sensing by Employing Matched Filter in Cognitive Radio Network, *International Conference on Communication Systems and Network Technologies*, 580-583.
- [21] **Üstok, R. F. ve Özbek, B.** (2011). Spectrum sensing based on cyclostationary feature detection for cognitive radios with multiple antennas. *IEEE Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU 2011)*, 550-553.
- [22] **Han, N., Shon, S.H., Chung, J. H. ve Kim, J. M.** (2006). Spectral correlation based signal detection method for spectrum sensing in IEEE 802.22 WRAN systems. *In Proc. of IEEE International Conference on Advanced Communication Technology*, vol. 3, 1765–1770.
- [23] **Chen, H-S., Gao, W. ve Daut, D.G.** (2007). Spectrum sensing using cyclostationary properties and application to IEEE 802.22 WRAN. *In Proc. of IEEE GLOBECOM '07*, 3133–3138.
- [24] **Lunden, J., Koivunen, V., Huttunen, A. ve Poor, H. V.** (2009). Collaborative cyclostationary spectrum sensing for cognitive radio systems. *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 57, no. 11, 4182–4195.
- [25] **Huawei Technologies and UESTC** (2006). “Sensing scheme for DVB-T,” IEEE Std.802.22-06/0127r1.
- [26] **Chaudhari, S., Koivunen, V. ve Poor, H. V.** (2009). Autocorrelation-based decentralized sequential detection of OFDM signals in cognitive radios. *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 57, no. 7, 2690–2700.

- [27] **Nadler, B., Penna, F. ve Garello, R.** (2011). Performance of Eigenvalue-based Signal Detectors with Known and Unknown Noise Level. *in Proc. of IEEE International Conference on Communications.*
- [28] **Zeng, Y., Liang, Y. C. ve Zhang, R.** (2008). Blindly Combined Energy Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radio. *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 15, 649-652.
- [29] **Johnstone, I. M.** (2001). On the distribution of the largest eigenvalue in principle components analysis. *Annals Statistics*, vol. 29, no. 2, 295-327.
- [30] **Johansson, K.** (2000). Shape fluctuations and random matrices, *Commun. Math. Phys.* , vol. 209, 437-476.
- [31] **Bai, Z. D.** (1999). Methodologies in spectral analysis of large dimensional random matrices, a review, *Statistica Sinica*, vol. 9, 611-677.
- [32] **Zeng, Y. ve Liang, Y.C.** (2007). Maximum-minimum eigenvalue detection for cognitive radio. *in Proc. IEEE PIMRC.*
- [33] **Nadler, B.** (2010). On the distribution of the ratio of the largest eigenvalue to the trace of a Wishart Matrix, *Journal of Multivariate Analysis*, vol. 102, 363-371.
- [34] **Dikmeşe, Ş.** (2012). Kişisel görüşme.
- [35] **Panju, M.** (2011). Iterative methods for computing eigenvalues and eigenvectors. *University of Waterloo.*
- [36] **Mishra, S. M., Sahai, A. ve Brodersen, R. W.** (2006). Cooperative sensing among cognitive radios. *in Proc. of IEEE International Conference on Communications*, vol. 4, 1658–1663.
- [37] **Quan, Z., Cui, S., Poor, H. V. ve Sayed, A.** (2008). Collaborative wideband sensing for cognitive radios. *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, no. 6, 60-73.
- [38] **Loyka, S. L.** (2001). Channel capacity of MIMO architecture using the exponential correlation matrix. *IEEE Communication Letters*, vol. 5, no. 9, 369–371.

EKLER

EK A: Özdeğer Farkları Yöntemi İçin Test İstatistiği İfadesi

EK A: Özdeğer Farkları Yöntemi İçin Test İstatistiği İfadesi

$ML \times ML$ boyutundaki kovaryans matrisi $\mathbf{C}_x$ 'in özdeğerleri $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_{ML}$ olarak gösterilmek üzere, özdeğer farkları yöntemi için test istatistiği şu şekilde ifade edilebilir:

$$\begin{aligned}
 T &= \sum_{i=1}^{ML} \sum_{j=1}^{ML} (\lambda_i - \lambda_j)^2 \\
 &= \sum_i \sum_j \lambda_i^2 + \lambda_j^2 - 2\lambda_i \lambda_j \\
 &= \sum_i \sum_j \lambda_i^2 + \sum_i \sum_j \lambda_j^2 - 2 \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j \\
 &= ML \sum_i \lambda_i^2 + ML \sum_j \lambda_j^2 - 2 \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j \\
 &= 2ML \sum_i \lambda_i^2 - 2 \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j
 \end{aligned} \tag{A 1.1}$$

Matrisin izi (*trace*) ile ilgili (A 1.2)'de verilen özellikler kullanılarak, test istatistiği (A 1.3)'teki gibi de yazılabilir.

$$\begin{aligned}
 tr(\mathbf{C}_x^2) &= \sum_i \lambda_i^2 \\
 tr^2(\mathbf{C}_x) &= \left(\sum_i \lambda_i \right)^2 = \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j
 \end{aligned} \tag{A 1.2}$$

$$\begin{aligned}
 T &= \sum_{i=1}^{ML} \sum_{j=1}^{ML} (\lambda_i - \lambda_j)^2 \\
 &= 2ML \sum_i \lambda_i^2 - 2 \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j \\
 &= 2ML tr(\mathbf{C}_x^2) - 2tr^2(\mathbf{C}_x)
 \end{aligned} \tag{A 1.3}$$

Örnek kovaryans matrisi için üçüncü bölümde verilen

$\mathbf{C}_x(N_s) \triangleq \frac{1}{N_s} \sum_{n=L-1}^{L-2+N_s} \hat{\mathbf{x}}(n) \hat{\mathbf{x}}^\dagger(n)$ denklemini kullanarak, önerilen yöntem için test istatistiği,

$$\begin{aligned}
T &= \sum_{i=1}^{ML} \sum_{j=1}^{ML} (\lambda_i - \lambda_j)^2 = 2ML \text{tr}(\mathbf{C}_x^2) - 2\text{tr}^2(\mathbf{C}_x) \\
&= 2ML \text{tr} \left(\left(\frac{1}{N_s} \sum_{n=L-1}^{L-2+N_s} \hat{\mathbf{x}}(n) \hat{\mathbf{x}}^\dagger(n) \right) \right)^2 - 2\text{tr}^2 \left(\frac{1}{N_s} \sum_{n=L-1}^{L-2+N_s} \hat{\mathbf{x}}(n) \hat{\mathbf{x}}^\dagger(n) \right) \\
&= \frac{2ML}{N_s^2} \text{tr} \left(\sum_i \sum_j \hat{\mathbf{x}}(i) \hat{\mathbf{x}}^\dagger(i) \hat{\mathbf{x}}(j) \hat{\mathbf{x}}^\dagger(j) \right) - 2 \left(\text{tr} \left(\frac{1}{N_s} \sum_i \hat{\mathbf{x}}(i) \hat{\mathbf{x}}^\dagger(i) \right) \right)^2 \\
&= \frac{2ML}{N_s^2} \text{tr} \left(\sum_i \sum_j \hat{\mathbf{x}}^\dagger(i) \hat{\mathbf{x}}(i) \hat{\mathbf{x}}^\dagger(j) \hat{\mathbf{x}}(j) \right) - \frac{2}{N_s^2} \left(\sum_i \text{tr}(\hat{\mathbf{x}}(i) \hat{\mathbf{x}}^\dagger(i)) \right)^2 \quad (\mathbf{A} \ 1.4) \\
&= \frac{2ML}{N_s^2} \sum_i \sum_j \text{tr} \left((\hat{\mathbf{x}}^\dagger(j) \hat{\mathbf{x}}(i))^2 \right) - \frac{2}{N_s^2} \sum_i \sum_j \hat{\mathbf{x}}^\dagger(i) \hat{\mathbf{x}}(i) \hat{\mathbf{x}}^\dagger(j) \hat{\mathbf{x}}(j) \\
&= \frac{2ML}{N_s^2} \sum_i \sum_j (\hat{\mathbf{x}}^\dagger(i) \hat{\mathbf{x}}(j))^2 - \frac{2}{N_s^2} \sum_i \sum_j \hat{\mathbf{x}}^\dagger(i) \hat{\mathbf{x}}(i) \hat{\mathbf{x}}^\dagger(j) \hat{\mathbf{x}}(j) \\
&= \frac{2}{N_s^2} \sum_i \sum_j \left[ML (\hat{\mathbf{x}}^\dagger(i) \hat{\mathbf{x}}(j))^2 - \hat{\mathbf{x}}^\dagger(i) \hat{\mathbf{x}}(i) \hat{\mathbf{x}}^\dagger(j) \hat{\mathbf{x}}(j) \right]
\end{aligned}$$

şeklinde yazılabilir.

ÖZGEÇMİŞ



Ad Soyad: Serdar İngök

Doğum Yeri ve Tarihi: Alaplı/Zonguldak-20.01.1987

E-Posta: serdar.ingok@gmail.com

Lisans: İstanbul Teknik Üniversitesi – Telekomünikasyon Mühendisliği

Mesleki Deneyim ve Ödüller: Lisans bölüm birinciliği