

**TOBB EKONOMİ VE TEKNOLOJİ ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**HETEROJEN ORTAMLARDA ÇOK-YOL SÖMÜRÜLÜ RADAR İLE  
UYARLANABİLİR HEDEF ALGILAMA**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**  
**Seden Hazal GÜLEN**

**Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**

**Tez Danışmanı: Dr. Harun Taha HAYVACI**

**NİSAN 2019**

Fen Bilimleri Enstitüsü Onayı

.....  
**Prof.Dr. Osman EROĞUL**  
Müdür

Bu tezin Yüksek Lisans derecesinin tüm gereksinimlerini sağladığını onaylarım.

.....  
**Doç.Dr. Tolga GİRİCİ**  
Anabilimdalı Başkanı

TOBB ETÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 151211055 numaralı Yüksek Lisans öğrencisi **Seden Hazal GÜLEN**'in ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı "**HETEROJEN ORTAMLARDA ÇOK-YOL SÖMÜRÜLÜ RADAR İLE UYARLANABİLİR HEDEF ALGILAMA**" başlıklı tezi **12 Nisan 2019** tarihinde aşağıda imzaları olan jüri tarafından kabul edilmiştir.

**Tez Danışmanı:** **Dr. Harun Taha HAYVACI** .....  
TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi

**Jüri Üyeleri:** **Prof.Dr. Ali KARA** .....  
Atılım Üniversitesi

**Doç.Dr. İmam Şamil YETİK** .....  
TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi

**Dr. Harun Taha HAYVACI** .....  
TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi

## **TEZ BİLDİRİMİ**

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, alıntı yapılan kaynaklara eksiksiz atıf yapıldığını, referansların tam olarak belirtildiğini ve ayrıca bu tezin TOBB ETÜ Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlandığını bildiririm.

Seden Hazal GÜLEN

## ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

### HETEROJEN ORTAMLARDA ÇOK-YOL SÖMÜRÜLÜ RADAR İLE UYARLANABİLİR HEDEF ALGILAMA

Seden Hazal GÜLEN

TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Dr. Harun Taha HAYVACI

Tarih: Nisan 2019

Nokta benzeri hedeflerin uyarlamalı sezimiyle ilgili şimdiye kadar çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Bu çalışmaların çoğunda hedeften yansıyan sinyalin radara geliş doğrultusunun bilindiği varsayılmaktadır. Bu varsayım, sinyalin yalnızca görüş hattı bileşenine sahip olduğu durumlarda doğru kabul edilebilir. Ancak, hedeften geri saçılan sinyal ortamla etkileşime girerek çoklu-yol bileşenlerine de sahip olmaktadır. Hedef sinyali çoklu-yol bileşenleri içerdiğinde, sinyalin geliş doğrultusunun bilindiği varsayılarak geliştirilen geleneksel uyarlamalı hedef sezimi algoritmaları ile hedef tespiti düzgün bir şekilde yapılamamaktadır.

Hedef sinyalinin modellenmesi üzerine yapılan çalışmaların yanı sıra, gürültü sinyalinin modellenmesi üzerine de şimdiye kadar çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Uyarlamalı hedef sezimi algoritmalarında gürültünün olasılık yoğunluk fonksiyonu olarak Gauss dağılımının kullanıldığı homojen ortam modeli yaygın olarak kullanılmaktadır; fakat yapılan teorik çalışmalar ve yüksek çözünürlüklü radarlar kullanıldığında elde edilen ölçümler gürültünün olasılık yoğunluk fonksiyonunun Gauss dağılımından saptığını ortaya koymaktadır.

Bu tez çalışmasında, nokta benzeri hedeflerin uyarlamalı sezimi çoklu-yol etkisi altında kısmi-homojen ve heterojen ortam modelleri kullanılarak

gerçekleştirilmektedir. Kısmi-homojen ortamlarda çalışacak uyarlamalı dedektörün tasarımında, test hücresine ait gürültü sinyalinin kovaryans matrisi ile ikincil veri kullanılarak kestirimi yapılan kovaryans matrisi arasındaki uyumsuzluğu temsil eden bilinmeyen bir gürültü ölçeklendirme faktörü kullanılmaktadır. Bu senaryoda, ikincil veri hücrelerinin her birinin aynı spektral özelliklere sahip olduğu varsayılmaktadır. Heterojen ortamlarda çalışacak uyarlamalı dedektörün tasarımında ise, test altındaki hücrenin kovaryans matrisinin kestirimi ikincil veri setine ait her elemanın gürültü ölçeklendirme faktörünün birbirinden farklı olduğu varsayılarak gerçekleştirilmektedir. Bununla birlikte, hedef sinyali görüş-hattı ve çok-yol bileşenlerinin üstdüşümü olarak modellenmektedir. Ayrıca, çoklu-yol bileşenlerinin pürüzlü bir yüzeye çarparak bir çok farklı yönde saçılan sinyaller olduğu varsayılarak tez kapsamında çoklu-yol sinyalleri Gauss dağılımlı rastgele vektör olarak ifade edilmektedir.

Hedef tespit algoritması, bilinmeyen parametrelerin en yüksek olabilirlik kestirimi değerlerini bulmaya yönelik olan GLRT yöntemi kullanılarak oluşturulmaktadır. Algoritma oluşturulurken test altındaki hücrenin kovaryans matrisinin referans hücrelerden elde edilen kovaryans matrisine gürültü ölçeklendirme faktörü ve çoklu-yol miktarı ile orantılı olarak benzediği varsayılmaktadır. Yapılan çalışmalar sonucu elde edilen sonuçlar, tasarlanan dedektörlerin homojen olmayan ortamlarda ve çoklu-yol etkisi altında geleneksel dedektörlerden daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymaktadır.

**Anahtar Kelimeler:** Uyarlamalı hedef sezimi, Çok-Yol sömürüsü, Gauss olmayan dağılım

## ABSTRACT

Master of Science

### ADAPTIVE TARGET DETECTION WITH MULTIPATH EXPLOITATION IN HETEROGENEOUS ENVIRONMENTS

Seden Hazal GÜLEN

TOBB University of Economics and Technology  
Institute of Natural and Applied Sciences  
Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Dr. Harun Taha HAYVACI

Date: April 2019

Adaptive detection of point like targets have been studied in detail during last decades. Most of these studies assume that the target steering vector is perfectly known. This assumption may be acceptable when the signal reflected from a target has only line of sight component. However, interactions between the signal backscattered from the target and the environment causes the signal to have multipath components. In this case, the conventional adaptive detectors which assume that the target steering vector is perfectly known may not be able to detect the target properly.

In addition to the studies about target signal modelling, various studies have been carried out so far about modeling the noise signal. In this respect, homogeneous model is widely used in adaptive target detection algorithms where Gaussian distribution is used as the probability density function of noise. However, the theoretical studies and the measurements with high-resolution radars show that the probability density function of the noise deviates from the Gaussian distribution.

In this thesis, adaptive detection of point-like targets is considered in the presence of multipath effect under the assumption of partially homogeneous and heterogeneous environments. Therefore, in the design of an adaptive detector to operate in partially homogeneous environments, an unknown scaling factor is used to represent the

mismatch between the noise covariance matrices of test and training signals. In this scenario, it is assumed that each member of the secondary data set have the same spectral properties. On the other hand, in the design of an adaptive detector to operate in heterogeneous environments, the estimation of the covariance matrix in the cell under test carried out assuming that every individual member of the secondary data set have different noise scaling factors. Besides, the target echo is modelled as the superposition of direct and multipath components where multipath echoes are thought of as scattered signals from a glistening surface. Hence, the total multipath return is represented as a Gaussian distributed random vector.

Target detection algorithm is constructed with GLRT method which is used for finding the maximum likelihood estimates of unknown parameters. The algorithm assumes that the total primary data covariance structure, in the target present case, resembles to the covariance matrix obtained from secondary data up to a degree (related to noise scaling factor and multipath contribution). The results highlight that the new detectors copes well with severe multipath conditions in the presence of non-homogeneous environments.

**Keywords:** Adaptive target detection, Multipath exploitation, Non-Gaussian distribution

## TEŐEKKÜR

Çalıőmalarım boyunca deęerli yardım ve katkılarıyla beni yönlendiren hocam Dr. Harun Taha HAYVACI'ya ve destekleriyle her zaman yanımda olan sevgili eőime, aileme ve arkadaşlarıma çok teőekkür ederim.





## İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
<b>ÖZET</b> . . . . .	iii
<b>ABSTRACT</b> . . . . .	v
<b>TEŞEKKÜR</b> . . . . .	vii
<b>İÇİNDEKİLER</b> . . . . .	viii
<b>ŞEKİL LİSTESİ</b> . . . . .	ix
<b>ÇİZELGE LİSTESİ</b> . . . . .	ix
<b>KISALTMALAR</b> . . . . .	xi
<b>1. GİRİŞ</b> . . . . .	1
1.1 Literatür Araştırması . . . . .	1
1.2 Tezin Amacı . . . . .	4
1.3 Organizasyon . . . . .	4
<b>2. UYARLAMALI HEDEF SEZİMİ</b> . . . . .	7
2.1 Sezim Kuramı Temelleri . . . . .	7
2.1.1 İkili Hipotez Testi . . . . .	8
2.1.2 Neyman-Pearson Teoremi . . . . .	10
2.1.3 Genelleştirilmiş Benzerlik Oranı Testi . . . . .	11
2.1.4 CFAR Özelliği . . . . .	12
2.2 Uzay - Zaman Uyarlamalı İşleme . . . . .	14
2.2.1 Geleneksel Algılayıcılar . . . . .	17
2.3 Heterojen Ortamlarda Uyarlamalı Hedef Sezimi . . . . .	21
2.3.1 Bileşik Gauss Dağılımı . . . . .	21
2.3.2 NMF Dedektörü . . . . .	23
2.4 İkincil Veri Kullanılarak Ortak İlinti Matrisi Kestirimi . . . . .	24
2.5 Çoklu-Yol Yayılımı Etkisi . . . . .	26
<b>3. GELİŞTİRİLEN UYARLAMALI HEDEF SEZİMİ ALGORİTMASI</b> . . . . .	29
3.1 Problemin Tanımı . . . . .	29
3.2 Algılayıcı Tasarımı . . . . .	34
3.3 Performans Analizi . . . . .	43
3.3.1 Sistem Modeli . . . . .	43
3.3.2 Benzetim Sonuçları . . . . .	46
<b>4. SONUÇ</b> . . . . .	57
<b>Kaynakça</b> . . . . .	58
<b>ÖZGEÇMİŞ</b> . . . . .	61

## ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1: Bir radar sisteminin çalışma sürecindeki temel adımlar . . . . .	7
Şekil 2.2: Hızlı zaman - Yavaş Zaman Matrisi . . . . .	8
Şekil 2.3: Radar ölçümünün $H_0$ ve $H_1$ hipotezleri altındaki olasılık yoğunluk fonksiyonları . . . . .	10
Şekil 2.4: Tek boyutlu CFAR penceresi . . . . .	13
Şekil 2.5: Çeşitli sinyal işleme algoritmalarının gösterildiği radar veri küpü . .	15
Şekil 2.6: Enterferans sinyallerinin uzay-zaman düzlemindeki görüntüsü . . . .	16
Şekil 2.7: Referans hücreler kullanılarak enterferans kovaryans matrisinin kestirimi	17
Şekil 2.8: Deniz kargaşası genliğinin zamana bağlı gösterimi . . . . .	22
Şekil 3.1: Çoklu-Yol Yayılımı . . . . .	29
Şekil 3.2: Sinyalin pürüzlü bir yüzeyden saçılması . . . . .	30
Şekil 3.3: Belirsizlik bölgesi $\Psi$ . . . . .	36
Şekil 3.4: Sensör dizisinin koordinat sistemi üzerinde gösterimi . . . . .	43
Şekil 3.5: Radar Veri Küpü . . . . .	44
Şekil 3.6: Önerilen Dedektörün Çok-Yol Etkisiz Ortamda $P_d$ - SNR Grafiği, $N = 16$ , $K = 32$ , $P_{fa} = 10^{-2}$ . . . . .	48
Şekil 3.7: Önerilen Dedektörün Çok-Yol Etkisi Altında $P_d$ - SNR Grafiği, $L = 15$ dB, $N = 16$ , $K = 32$ , $P_{fa} = 10^{-2}$ . . . . .	49
Şekil 3.8: Çoklu-Yol etkisiz ortamda Önerilen Dedektör ( $\epsilon = 0.05$ ), Optimum Dedektör, AMF, GLRT ve ACE için $P_d$ - SNR grafiği, $N = 16$ , $K = 32$ , $P_{fa} = 10^{-2}$ . . . . .	50
Şekil 3.9: Çoklu-Yol etkisi altında Önerilen Dedektör ( $\epsilon = 0.05$ ), Optimum Dedektör, AMF, GLRT ve ACE için $P_d$ - SNR Grafiği, $L = 30$ dB, $N = 16$ , $K = 32$ , $P_{fa} = 10^{-2}$ . . . . .	51
Şekil 3.10: Çoklu-Yol etkisi altında Önerilen Dedektör ( $\epsilon = 0.05$ ), Optimum Dedektör, AMF, GLRT ve ACE için $P_d$ - SNR Grafiği, $L = 15$ dB, $N = 16$ , $K = 32$ , $P_{fa} = 10^{-2}$ . . . . .	52
Şekil 3.11: Önerilen Dedektör ve ACE için $P_d$ - SNR grafiği, $N = 16$ , $K = 32$ , and $P_{fa} = 10^{-2}$ . . . . .	52
Şekil 3.12: Önerilen Dedektör ( $\epsilon = 0.05$ ), T-AMF, AMF, GLRT ve ACE için Eşik Değeri - $\tau$ grafiği, $L = 15$ dB, $N = 16$ , $K = 32$ , $P_{fa} = 10^{-2}$ . . . .	53
Şekil 3.13: Önerilen Dedektör'ün ( $\epsilon = 0.05$ ) çoklu-yol etkisiz ve heterojen bir ortamda $P_d$ - SNR Grafiği, $N = 8$ , $K = 16$ , $P_{fa} = 10^{-2}$ . . . . .	54
Şekil 3.14: Önerilen Dedektör'ün ( $\epsilon = 0.05$ ) çoklu-yol etkisi altında ve heterojen bir ortamda $P_d$ - SNR Grafiği, $L = 30$ dB, $N = 8$ , $K = 16$ , $P_{fa} = 10^{-2}$ . . . . .	55
Şekil 3.15: Heterojen ortamda Önerilen Dedektör ( $\epsilon = 0.05$ ), AMF, GLRT ve ACE için $P_d$ - SNR Grafiği, $L = 30$ dB, $N = 16$ , $K = 32$ , $P_{fa} = 10^{-2}$ . . . . .	55

## ÇİZELGE LİSTESİ

Çizelge 3.1: Radar Parametreleri . . . . .	44
Çizelge 3.2: Optimum Dedektöre Göre Hesaplanan Kayıp (dB), $P_d = 0.9$ . . .	49



## KISALTMALAR

<b>ACE</b>	: Adaptive Coherence Estimator
<b>AMF</b>	: Adaptive Matched Filter
<b>ANMF</b>	: Adaptive Normalized Matched Filter
<b>CA-CFAR</b>	: Cell Averaging Constant False Alarm Rate
<b>CFAR</b>	: Constant False Alarm Rate
<b>FPE</b>	: Fixed Point Estimate
<b>GLRT</b>	: Generalized Likelihood Ratio Test
<b>MLE</b>	: Maximum Likelihood Estimate
<b>NMF</b>	: Normalized Matched Filter
<b>NSCM</b>	: Normalized Sample Covariance Matrix
<b>OS-CFAR</b>	: Ordered Statistic Constant False Alarm Rate
<b>SCM</b>	: Sample Covariance Matrix
<b>SD</b>	: Subspace Detector
<b>SIRV</b>	: Spherically Invariant Random Vector
<b>STAP</b>	: Space Time Adaptive Processing
<b>T-AMF</b>	: Tunable Adaptive Matched Filter
<b>UMP</b>	: Uniformly Most Powerful

# 1. GİRİŞ

## 1.1 Literatür Araştırması

Bir radar sisteminin hedeften saçılan yankıları gürültü kaynaklarından ayırt edebilme yeteneği o sistemin etkinliğini belirleyen en önemli unsurdur. Gürültü kaynaklarından biri alıcı cihaz içerisindeki bileşenlerin sebep olduğu ısıl gürültüdür. Diğer gürültü kaynaklarına çevresel kargaşa ve karıştırıcı cihazı gibi enterferans kaynakları örnek gösterilebilir. Çevresel kargaşa ve enterferans kaynakları radar tarafından algılanan parazit sinyallerdir. Bu parazit sinyallerin bastırılarak radar sistemlerinin hedef tespit olasılıklarının artırılabilmesi için uzun yıllardır çalışmalar yapılmaktadır. Başarılı tespit stratejileri geliştirilebilmesindeki en önemli etken hedefe ve gürültü kaynaklarına ait işaretlerin istatistiksel özelliklerinin doğru bir şekilde belirlenebilmesidir.

Bir radar sistemi tespit olasılığını arttırmak için ilgilendiği bölgeye birden fazla darbe gönderebilmekte ve birden fazla anten elemanı kullanabilmektedir. Bu sistemler için geliştirilen sinyal işleme algoritmalarında çok boyutlu sinyaller kullanılmaktadır. Çok boyutlu bir radar sinyal işleme yöntemi olan Uzay-Zaman Uyarlamalı İşleme (STAP), birden fazla darbe ve birbirinden uzamsal olarak ayrılmış birden fazla alıcı anten elemanı kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Bu yöntemde anten hüzmesinin yönlendirildiği bölgeden alınan sinyal belirli istatistiksel dağılıma sahip çok boyutlu bir vektör olarak ifade edilir. Boyutu darbe sayısı ve anten sayısının çarpımı kadar olan bu sinyalin kovaryans matrisinin bilindiği varsayılarak geliştirilen dedektörler ile güvenilir hedef tespiti yapılamamaktadır. Çözüm olarak uyarlamalı hedef sezimi dedektörleri geliştirilmeye başlanmıştır [1]. Bu dedektörler hedef bileşenlerinden bağımsız bir ikincil veri seti oluşturmakta ve bu veri setini test hücreesindeki gürültünün istatistiksel dağılımına özgü parametrelerini kestirmek için kullanmaktadırlar.

Bu konuda tasarlanmış başlıca algılayıcılara Kelly'nin Dedektörü [2] ve Uyarlamalı Uyumlu Süzgeç (AMF) [3] örnek gösterilebilir. Bu geleneksel uyarlamalı hedef sezimi algılayıcıları, ortamdaki gürültüyü Gauss dağılımlı olarak modeller ve test altındaki hücre ile ikincil verinin elde edildiği hücrelerdeki gürültünün spektral özelliklerinin benzer olduğunu kabul ederler. Böylece, ikincil veri seti kullanılarak hesaplanan ortak ilinti matrisini test altındaki hücreye ait ortak ilinti matrisinin kestirimi olarak kullanırlar. Bu senaryo genellikle homojen ortam olarak adlandırılır. Kısmi-homojen ortam olarak adlandırılan bir diğer varsayımda ise test edilen bölgedeki gürültünün ortak ilinti matrisinin ikincil veri seti kullanılarak kestirilen ortak ilinti matrisinden güç ölçeklendirme faktörü olarak adlandırılan skalar bir değer kadar farklı olduğu kabul edilir. Bu modelde de gürültü yine Gauss dağılımlı olarak modellenir ve ikincil veri setine ait hücrelerdeki gürültünün spektral özelliklerinin benzer olduğu kabul edilir. Kısmi-homojen ortam modeli kullanılarak tasarlanan algılayıcılara Uyarlamalı Uyumlu Kestirici (ACE) öncülük etmektedir [4].

Bir radar çözünürlük hücresindeki saçıcı sayısı yeteri kadar fazla ise Merkezi Limit Teoremi'ne dayanılarak hücredeki gürültü Gauss dağılımlı modellenebilir. Gauss dağılımının kullanımı düşük çözünürlüklü radarlar için uygundur; fakat yapılan teorik çalışmalar ve elde edilen ölçümler yüksek çözünürlüklü radarlar kullanıldığında gürültünün olasılık yoğunluk fonksiyonunun Gauss dağılımından saptığını ortaya koymaktadır [5, 6]. Özellikle gürültüde ani dalgalanmaların yaşandığı ortamlarda bir önceki paragrafta bahsedilen geleneksel uyarlamalı sezim algoritmalarının performanslarında ciddi düşüşler yaşandığı gözlenmiştir. Bu sebeple, dağılımı Gauss olmayan gürültü modelleri tasarlanmaya başlanmıştır. Bu modellerin kullanıldığı senaryolar genellikle heterojen ortam olarak adlandırılır. Heterojen ortamlar için en çok tercih edilen model Bileşik Gauss modelidir [7].

Bileşik Gauss modeli, kısa bir zaman aralığında hızlı değişen Gauss dağılımlı bir rastgele sürecin, bu bileşene kıyasla daha uzun sürede değişen başka bir rastgele süreç ile modülasyonu sonucu oluşturulur. Diğer bir değişle, görece daha yavaş değişen ikinci bileşen gürültünün genlik olasılık yoğunluk fonksiyonundaki değişimi modellemektedir. Radara geri dönen belirli sayıda darbenin işleme süresinin yeteri

kadar kısa olduđu düşünülürse, gürültü sinyalinin zarfı hakkında bilgi veren ikinci bileşen, rastgele süreç yerine tüm darbeler için aynı kabul edilecek sabit rastgele bir deęişken olarak ifade edilebilir. Bileşik Gauss dağılımının özelleşmiş hali olarak kabul edilen bu yöntem SIRV modeli olarak adlandırılır [8].

Gürültü sinyalinin genlik olasılık yoğunluk fonksiyonu için uygun istatistiksel dağılımın belirlenemediđi durumlarda SIRV modeli ile geliştirilen dedektörler performans düşüşü yaşamaktadır. Bu probleme çözüm getirmek adına, genlik deęişimlerinden etkilenmeyen NMF dedektörü tasarlanmıştır [9]. NMF dedektörü genlik deęişiminden bağımsızdır fakat gürültünün ortak ilinti matrisinin bilindiđini kabul etmektedir. Bunun üzerine, ortak ilinti matrisinin ikincil veri seti ile kestirimine dayalı ANMF olarak adlandırılan uyarlamalı dedektörler tasarlanmaya başlanmıştır [10].

Gürültü sinyalinin modellenmesi üzerine yapılan çalışmaların yanı sıra, hedeften geri saçılan sinyallerin modellenmesi üzerine de çeşitli çalışmalar yapılmaktadır. Birçok çalışmada hedeften geri saçılan yankıların radara geliş doğrultusunun bilindiđi varsayılmaktadır. Radara geri dönen sinyal yalnızca görüş-hattı bileşenine sahipse bu varsayım doğru kabul edilebilir. Ancak, birçok senaryoda hedeften saçılan sinyalin hem görüş-hattı hem de çok-yol bileşenleri bulunmaktadır. Bu sebeple, radara geri dönen sinyalin geliş doğrultusunda bozulmalar olabileceđini göz önünde bulunduran çeşitli dedektörler tasarlanmıştır [11, 12]. Bu dedektörler, radarın bulunduđu ortamla ilgili sahip oldukları ön bilgiyi kullanarak hedeften saçılan sinyalin davranışını modellemektedirler.

Hedefe ait yankılar pürüzlü bir yüzeye çarptıkları zaman birçok yönde saçılırlar. Böyle yüzeylerin fazla bulunduđu bir ortamda hedeften yansıyan sinyaller birçok farklı doğrultudan radara geri döneceklerdir. Böyle bir ortamda; çok sayıdaki sinyalin her birinin geliş doğrultusunu önceden kestirmek mümkün olmamaktadır. Bu problemi çözmek adına yakın geçmişte T-AMF dedektörü tasarlanmıştır [13]. Bu dedektör hedeften saçılan sinyalin çok-yol bileşenlerini Gauss dağılımlı rastgele vektör olarak modellemektedir.

## 1.2 Tezin Amacı

Bu tez çalışmasında, yüksek çözünürlüklü bir radarın deniz kargaşası gibi pürüzlü yüzeyler içeren bir ortamda çalıştığı varsayılarak nokta benzeri hedefleri algılamasına yönelik çalışmalar yapılmaktadır. Pürüzlü yüzeylerden saçılan hedef sinyallerinin radara geliş doğrultularını düzgün kestirmek mümkün olmadığından, bu sinyaller Gauss dağılımlı rastgele vektör olarak modellenmektedir. Hedefe ait bileşenlerin yanı sıra, radar tarafından algılanan gürültü bileşenleri de hem kısmi-homojen hem de heterojen ortam senaryoları için modellenerek test altında olan hücredeki gürültünün kestirimi iki farklı yöntem ile yapılmaktadır. Hedef ve gürültü bileşenlerinin modellenmesine yönelik yapılan bu çalışmalarla, hedef sinyalinin geliş doğrultusunun kestirilemediği ve ortam kargaşasının homojen olmadığı durumlarda radarın tespit olasılığının artırılması amaçlanmaktadır.

## 1.3 Organizasyon

Tez çalışmasının ikinci bölümünde, öncelikli olarak Bölüm 2.1’de sezim kuramının temelleri açıklanmaktadır. Daha sonra, Bölüm 2.2’de birden fazla darbe ve alıcı anten merkezi kullanılarak hedef tespitinin artırılmasına yönelik geliştirilmiş bir sinyal işleme tekniği olan Uzay Zaman Uyarılama İşleme yönteminden bahsedilmektedir. Çok boyutlu sinyallerin ele alındığı bu yöntemde hedef tespiti için kullanılan ve homojen ortamlara yönelik tasarlanan geleneksel uyarlamalı sezim algoritmaları ayrıntılı olarak açıklanmaktadır. Geleneksel uyarlamalı sezim algoritmalarının yanı sıra, Bölüm 2.3’de heterojen ortamlar için geliştirilen uyarlamalı dedektörlerden de bahsedilmektedir. Ardından, literatürde bulunan ikincil veri seti ile ortak ilinti matrisi kestirimi yöntemleri sırasıyla homojen, kısmi-homojen ve heterojen ortamlar için özetlenmektedir. İkinci bölüm, radar tarafından algılanan hedef sinyalinin çoklu-yol bileşenleri barındırması durumunda kullanılabilecek tespit algoritmaları anlatılarak sonlandırılmaktadır.



Tez çalışmasının üçüncü bölümünde, öncelikle kısmi-homojen ortamlar için çok-yol sümürüsü ile yeni bir dedektör tasarlanmaktadır. Önerilen bu yeni dedektörün özellikleri ve matematiksel formülasyonu sırasıyla Bölüm 3.1 ve 3.2’de açıklanarak performans analizi Bölüm 3.3’de gerçekleştirilmektedir. Daha sonra, geliştirilen dedektörün ortak ilinti matrisinin heterojen ortam senaryosu için tekrar kestirimi yapılmakta ve ikinci bir dedektör daha elde edilmektedir. Bu dedektörün benzetim sonuçları Bölüm 3.3.2’de gösterilmektedir. Son bölümde ise yapılan çalışma özetlenmektedir.

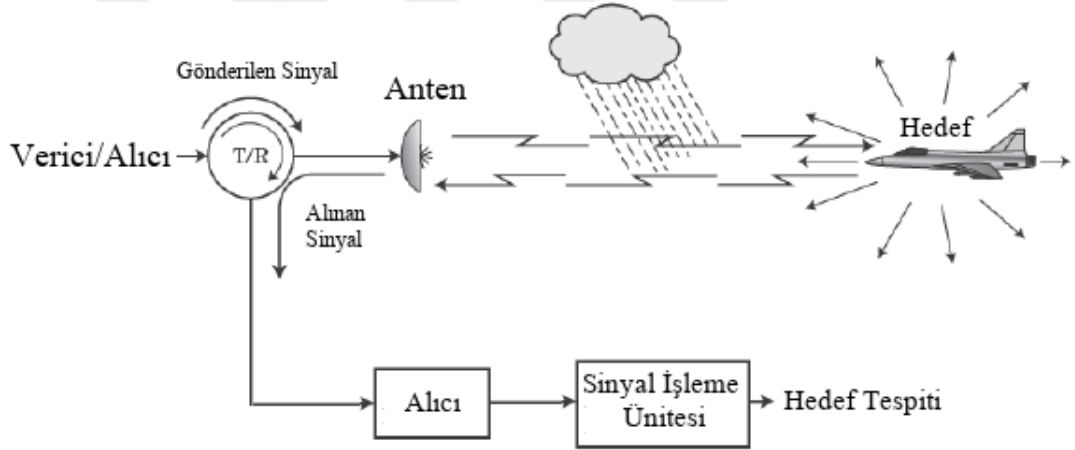




## 2. UYARLAMALI HEDEF SEZİMİ

### 2.1 Sezim Kuramı Temelleri

Radar, belirli bir bölgeye elektromanyetik dalgalar gönderen ve bölgede bulunan nesnelere yansıtılarak geri dönen bu dalgaları alarak işleyen elektronik bir sistemdir. Şekil 2.1’de radar sinyalinin iletimi, bu sinyalin atmosferde yayılımı, bir hedefe çarptığında bu hedeften yansması ve yansıyan sinyalin tekrar radar alıcısına gelmesi süreçlerindeki temel adımlar gösterilmektedir.

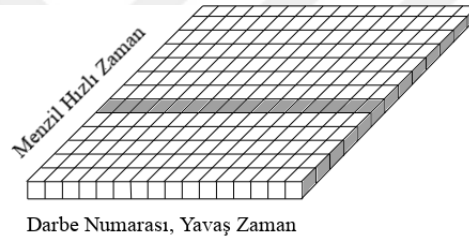


Şekil 2.1: Bir radar sisteminin çalışma sürecindeki temel adımlar [14]

Radar sistemlerinin birçok farklı uygulama alanı olsa da, temelde radarlar arama, izleme ve görüntüleme olmak üzere üç işleve sahiptir. Tüm radar uygulamaları bu temel işlevlerden en az biri kullanılarak gerçekleştirilmektedir.

Sezim kuramı, radara gelen sinyal içerisinde hedefe ait bilgi bulunup bulunmadığını tespit etmeye dayanmaktadır. Tespit işleminin yapılabilmesi için öncelikle bir eşik değeri belirlenmelidir. Bu eşik değeri ortamdaki olası gürültü kaynaklarına bağlı olarak belirlenir. Eşik değeri belirlendikten sonra, alınan sinyalin eşik değerini geçtiği noktalarda hedefin var olduğuna karar verilir.

Darbeleri radar sistemlerinde tespit kararı gönderilen tek bir darbe üzerinden yapılabilir. Ancak bu kullanım yaygın değildir ve tespit kararı genellikle alınan bir kaç darbenin beraber değerlendirilmesi üzerine yapılır. Tek bir darbeden alınan radar ölçümü hızlı zaman verisi olarak adlandırılır. Bu veri analog-sayısal dönüştürücü kullanılarak örneklenir ve her örnek menzil hücresi olarak ifade edilir. Her bir darbe için hızlı zaman verisi oluşturularak radar ölçümü menzil ve darbe bileşenlerinden oluşan iki boyutlu bir matris olarak ifade edilir. Darbeleri temsil eden boyut yavaş zaman verisi olarak adlandırılır. Hızlı zaman - yavaş zaman veri matrisi Şekil 2.2’de gösterilmektedir. Aynı zamanda, bir radar birden fazla kanal da kullanabilmektedir. Bu durumda, veri seti üç boyutlu bir veri küpü olarak tanımlanır. Veri küpü kullanılarak yapılan sinyal işleme çalışmalarından biri olan STAP ile ilgili bilgi Bölüm 2.2’de verilmektedir.



Şekil 2.2: Hızlı zaman - Yavaş Zaman Matrisi

### 2.1.1 İkili Hipotez Testi

Radara gelen sinyalde hedef var olması durumu incelenirken iki hipotezden birinin doğru olduğu kabul edilir. Bu hipotezlerden biri radar ölçümünün yalnızca gürültü bileşeninden oluştuğunu kabul eden sıfır (null) hipotezidir ve  $H_0$  olarak ifade edilmektedir. Diğer hipotez ise radar ölçümünün gürültü ve hedef bileşenlerinin toplamından oluştuğunu kabul eden alternatif hipotezdir. Bu hipotez ise  $H_1$  olarak ifade edilmektedir. Radar ölçümünün iki hipotezden hangisine en iyi uyduğuna karar verilerek hedefin var olup olmadığı belirlenir. Bu işlem ikili hipotez testi olarak adlandırılmaktadır.

$$\begin{cases} H_0 : \text{gürültü} \\ H_1 : \text{hedef} + \text{gürültü} \end{cases}$$

Radarın karar verme mekanizması hedefin olduğunu ve olmadığını savunan iki hipotez arasından en uygun seçimi yapabilecek şekilde tasarlanmalıdır. Karar verme işlemi ortamdaki gürültü seviyesine göre uygun bir eşik değeri belirlenerek yapılmalıdır. Eğer radar tarafından alınan sinyal eşik değerini geçerse hedefin var olduğu kabul edilir. İkili hipotez testi ile alınan tespit kararının sonucunda dört farklı durum gözlemlenebilir. Bunlar;

- Hedef mevcutken  $H_1$  hipotezinin doğru kabul edilmesi,
- Hedef mevcut değilken  $H_1$  hipotezinin doğru kabul edilmesi,
- Hedef mevcutken  $H_0$  hipotezinin doğru kabul edilmesi,
- Hedef mevcut değilken  $H_0$  hipotezinin doğru kabul edilmesi,

durumlarıdır.

Radar sezim kuramında sinyaller istatistiksel olarak ifade edilirler. Dolayısıyla, iki hipotez de olasılık yoğunluk fonksiyonları ile tanımlanır. Hedef mevcutken  $H_1$  hipotezinin doğru kabul edilme olasılığı *Hedef Tespit Olasılığı* ( $P_D$ ) olarak adlandırılmaktadır ve aşağıdaki formül ile hesaplanır.

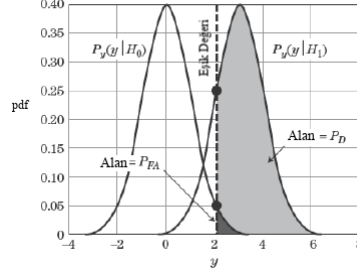
$$P(y > V_t) = \int_{V_t}^{\infty} p_y(y|H_1)dy$$

Hedef mevcut değilken  $H_1$  hipotezinin doğru kabul edilme olasılığı ise *Yanlış Alarm Olasılığı* ( $P_{FA}$ ) olarak adlandırılmaktadır ve

$$P(y > V_t) = \int_{V_t}^{\infty} p_y(y|H_0)dy$$

olarak hesaplanır. Kullanılan diğer bir istatistiksel ifade de hedef mevcutken  $H_0$  hipotezinin doğru kabul edilme olasılığıdır ve *Kaçırma Olasılığı* ( $P_M$ ) olarak adlandırılır ( $P_M = 1 - P_D$ ). Şekil 2.3'de  $y$  parametresi ile modellenen skalar bir verinin  $H_0$  ve  $H_1$  hipotezleri altındaki olasılık yoğunluk fonksiyonları gösterilmektedir. Şekilde görülebileceği gibi eşik değeri düşürülerek Hedef Tespit Olasılığı artırılabilir;

fakat bu işlem aynı zamanda Yanlış Alarm Olasılığını'nı da arttırmaktadır. Bu durum göz önünde bulundurularak, karar verme mekanizması tasarlanırken ne oranda yanlış alarm tolerans gösterilebileceği belirlenmelidir.



Şekil 2.3: Radar ölçümünün  $H_0$  ve  $H_1$  hipotezleri altındaki olasılık yoğunluk fonksiyonları [14]

### 2.1.2 Neyman-Pearson Teoremi

Radar cihazlarında optimum eşik değerini belirleyebilmek için Neyman-Pearson Kriteri yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu kriter, belirli bir Yanlış Alarm Olasılığı değeri aşılmayacak şekilde, Hedef Tespit Olasılığı'nı maksimuma çıkaracak eşik değerini bulmayı amaçlamaktadır. Lagrange çarpanları olarak adlandırılan bu optimizasyon probleminin çözümü aşağıdaki fonksiyon maksimize edilerek bulunur [15].

$$F = P_D + \lambda(P_{FA} - \alpha)$$

Bu optimizasyon probleminin çözümü sonucunda aşağıdaki Benzerlik Oranı Testi olarak bilinen karar mekanizması elde edilir.

$$L(\mathbf{y}) = \frac{p_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}|H_1)}{p_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}|H_0)} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} - \lambda$$

Bu test, Most Powerful test olarak da adlandırılır. Burada,  $\mathbf{y}$  parametresi çoklu ölçüm verisini ifade etmektedir. Bu ölçüm verisinin  $H_0$  ve  $H_1$  hipotezleri altındaki olasılık yoğunluk fonksiyonlarının tamamen bilindiği varsayılmaktadır. Benzerlik oran testine göre iki olasılık yoğunluk fonksiyonunun oranı eşik değeri ile karşılaştırılır. Bu oran eşik değerinden büyükse  $H_1$  hipotezi, küçükse  $H_0$  hipotezi doğru kabul edilir.

Eşik değeri hesaplanırken, önceden belirlenmiş Yanlış Alarm Olasılığı,  $P_{FA}$  değeri kullanılmaktadır [16].

$$P_{FA} = \int_{(\mathbf{y}:L(\mathbf{y})>-\lambda)} L(\mathbf{y})(y|H_0)dy$$

### 2.1.3 Genelleştirilmiş Benzerlik Oranı Testi

Radara gelen sinyalin  $H_0$  ve  $H_1$  hipotezleri altındaki olasılık yoğunluk fonksiyonlarının tamamen bilindiğini varsayan algoritmalar pratikte uygulanabilir değildir. Gerçek senaryolarda, olasılık yoğunluk fonksiyonları bilinebilse bile, fonksiyonlar içerisinde bilinmeyen parametreler bulunmaktadır. Böyle durumlarda, Bileşik Hipotez Testi yöntemlerine başvurulmaktadır.

Bileşik Hipotez Testi, Bölüm 2.1.2’de anlatılan basit hipotez testinden farklı olarak Hedef Tespit Olasılığı’nın pdf içerisindeki bilinmeyen parametrelerin tüm olası değerleri için maksimum değeri almasını gerektirir. Bu test Uniformly Most Powerful (UMP) test olarak adlandırılır. Genellikle, UMP test elde edilemez çünkü bilinmeyen parametrelerin olası her değeri için maksimum  $P_D$  değerinin belirlenebileceği en uygun bölge birbirinden farklıdır. UMP testi elde edilemediğinde yaygın olarak kullanılan yöntemlerden biri Genelleştirilmiş Benzerlik Oranı Testi (GLRT)’dir. Bu yöntem ile bilinmeyen parametrelerin  $H_0$  ve  $H_1$  hipotezleri altında kestirimi yapılır. Tahmini olarak hesaplanan bu parametreler Benzerlik Oranı Testi’nde gerçek değerlerinin yerine kullanılır. Böylelikle bileşik hipotez testi, basit hipotez testine dönüştürülmüş olur.

Bilinmeyen bir  $\theta$  parametresi için örnek GLRT aşağıda gösterilmiştir.

$$\frac{\max_{\theta \in \Omega_1} f(\mathbf{y}; \theta)}{\max_{\theta \in \Omega_0} f(\mathbf{y}; \theta)} = \frac{f(\mathbf{y}; \hat{\theta})}{f(\mathbf{y}; \hat{\theta})}$$

Belirtilen GLRT testi için Asimptotik Optimalite’den bahsedilebilir. Yani,  $\mathbf{y} = (y[0], y[1], \dots, y[N])$  vektörü için yeteri kadar gözlem verisi varsa ( $N \rightarrow \infty$ ) bilinmeyen parametrenin kestirimi gerçek sonucu verecektir.

#### 2.1.4 CFAR Özelliği

Hedef tespiti yapılacak bir ortamda, parametreleri bilinen beyaz Gauss dağılımlı gürültü olduğu ve hedefin deterministik modellendiği varsayıldığında, Neyman Pearson teoremine göre, tek bir darbe için ( $N = 1$ )  $P_{FA}$  değeri aşağıdaki gibi ifade edilmektedir [15].

$$P_{FA} = \exp \frac{-T}{\sigma_w^2}$$

Bu formülde  $T$  eşik değeri ve  $\sigma_w^2$  ortamdaki gürültü gücüdür. Dolayısıyla, eşik değeri istenilen  $P_{FA}$  değerine göre aşağıdaki formülle hesaplanabilmektedir.

$$T = -\sigma_w^2 \ln(P_{FA}) \quad (2.1)$$

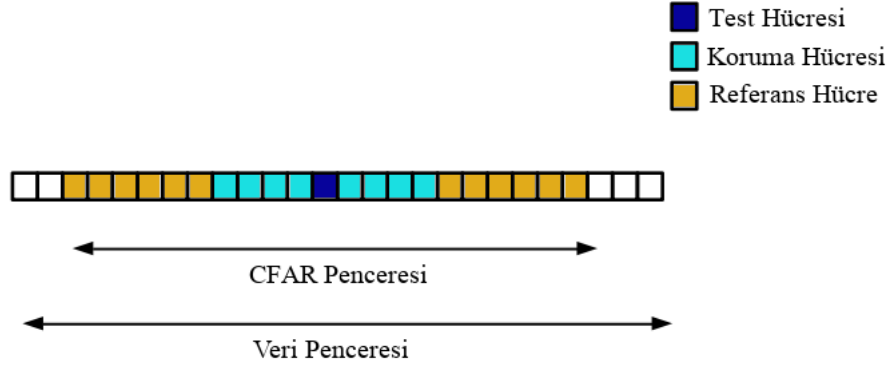
Sonuç olarak, Neyman-Pearson teoremi ile gürültünün olasılık yoğunluk fonksiyonunun bilindiği varsayılarak Hedef Tespit Olasılığı'nı maksimuma çıkaracak bir eşik değeri belirlenmekte ve bu eşik değeri radar ölçümüne ait tüm çözünürlük hücreleri için aynı kabul edilmektedir.

Bir çok senaryoda olasılık yoğunluk fonksiyonuna ait parametreler ya bilinmemekte yada çok değişken olabilmektedir. Böyle durumlarda sabit eşik değeri kullanan dedektörlerin Hedef Tespit Olasılığı ciddi oranlarda düşmektedir. Bu durumun önüne geçebilmek için Sabit Yanlış Alarm Oranı (CFAR) algoritmaları geliştirilmiştir. Bu algoritmalarla tasarlanan dedektörler radar ölçümü boyunca gürültüdeki değişimleri takip ederek eşik değerini bu değişimlere göre ayarlamaktadır. Böylece, gürültünün değişken olduğu ortamlarda bile yüksek performans gösterirler.

CFAR algoritmalarında, hedefin varlığının incelendiği çözünürlük hücresi test altındaki hücre olarak adlandırılır. Bu çözünürlük hücresi etrafındaki referans hücreler olarak adlandırılan diğer hücrelerden bilgi toplanarak çevredeki gürültünün kestirimi yapılır ( $\hat{\sigma}_w^2$ ) ve her hücre için ayrı eşik değeri belirlenir. Eşik değeri belirlenirken, test hücresi etrafındaki birkaç hücre kasıtlı olarak gürültü kestirimi işlemine dahil edilmeyebilir. Bunun sebebi, test altındaki hücreye yakın hücrelerde hedefe ait bilgi bulunduğu zaman eşik değerinin gereğinden yüksek hesaplanmasını önlemektir.



Daha önce bahsedildiği gibi, radar ölçüm verisi tek veya çok boyutlu olabilir. Tek boyutlu veriye tek bir darbeye ait ölçüm verisinin örneklenmesi ile oluşturulan menzil hücreleri örnek gösterilebilir. Bu veri seti için test hücresi, koruma hücreleri ve referans hücrelerinden oluşturulan CFAR penceresi Şekil 2.4’de gösterilmiştir.



Şekil 2.4: Tek boyutlu CFAR penceresi

CFAR yöntemi kullanıldığında, gürültü gücünün referans hücreler üzerinden kestirimi yapıldığı için test altındaki hücrenin eşik değeri Denklem 2.1 yerine aşağıdaki genelleştirilmiş formül ile hesaplanmaktadır.

$$\hat{T} = \alpha \hat{\sigma}_w^2$$

Burada, CFAR bir dedektör elde edilebilmesi için  $\alpha$  parametresinin sabit bir değer olması gerekmektedir. Bunun için de,  $P_{fa}$  değeri gürültü gücünün gerçek değerinden bağımsız olmalıdır [15].

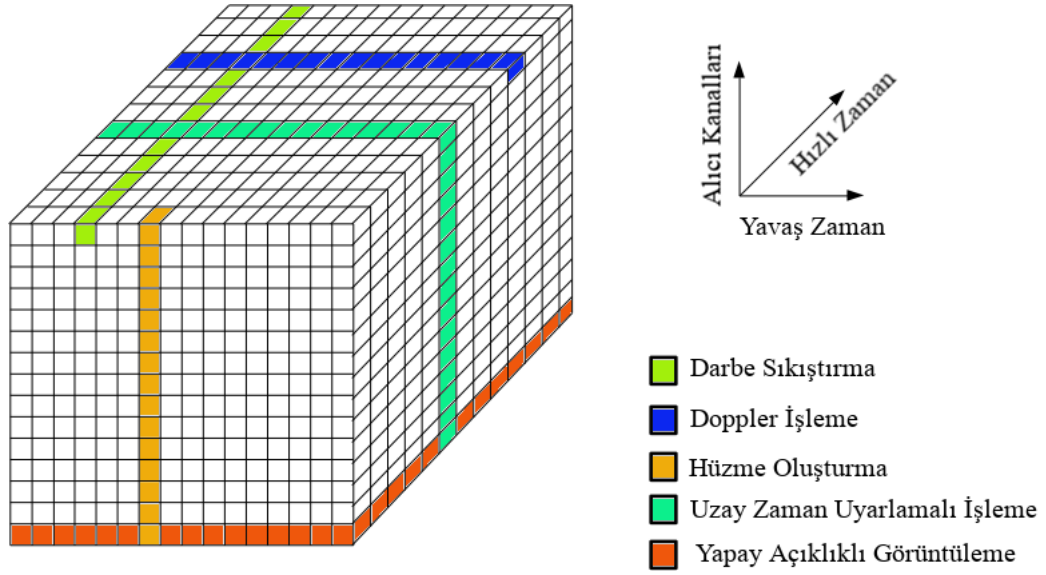
Yaygın olarak kullanılan CA-CFAR ve OS-CFAR gibi CFAR algoritmaları skalar bir veri olan gürültü gücünün kestirimine dayanmaktadırlar. İlerleyen bölümlerde anlatılacak olan STAP yöntemlerinde ise kestirimi yapılacak veri vektör ve matrislerden oluşmaktadır. Dolayısıyla, standart CFAR algoritmaları bu yöntemler için uygun değildir. Genel bir tanım yapılması gerekirse, bir önceki paragrafta bahsedildiği gibi, bir dedektörün CFAR olduğunu söyleyebilmek için  $P_{FA}$  değerinin bilinmeyen parametrelerden etkilenmemesi gerekmektedir. Bunun sağlanabilmesi için de  $H_0$  hipotezi altında tanımlı olasılık yoğunluk fonksiyonu bilinmeyen parametrelerden bağımsız olmalıdır.

## 2.2 Uzay - Zaman Uyarlamalı İşleme

Bir çok radar sisteminde çevresel kargaşanın hareketsiz olduğu veya çok yavaş hareket ettiği varsayılır. Bu varsayım doğrultusunda, eğer radar sistemi sabit konuşlandırılmışsa, darbe - Doppler işleme yöntemi hareketli hedeflerin tespiti için yeterli bir yöntemdir. Bu yöntem kullanılarak tek bir menzil hücresinden alınan birden fazla darbe evreyumlu işlenir. Birden fazla darbenin evreyumlu işlenmesi ile, hareketsiz nesnelere doppler spektrumunda sıfır merkez frekansı etrafında toplanacaktır. Dolayısıyla, bu yöntem ile merkez frekansı sıfırdan farklı olan hareketli nesnelere belirlenebilecektir.

Radar sisteminin hareketli olduğu durumda, hareketsiz nesnelere Doppler spektrumunda çok daha geniş bir alan kaplayarak hareketli nesne karakteristiği göstermeye başlarlar. Bu durumda, yavaş hareket eden hedefler kargaşadan ayrıştırılamayabilir ve hedef tespiti için daha farklı yöntemlerin kullanılması gerekir. Diğer yandan, ortamda baraj gürültüsü yapan bir karıştırıcı varsa, bu karıştırıcıdan yayılan sinyal ısı gürültüye benzer şekilde tüm frekans spektrumunu kaplayarak darbe-Doppler işleme ile hedef tespitini zorlaştıracaktır. Bu olumsuz şartlar altında Sinyal Gürültü Oranı'nın artırılabilmesi için Uzay-Zaman Uyarlamalı İşleme yöntemleri geliştirilmiştir [17].

Radar sinyal işleme algoritmaları, Bölüm 2.1'de bahsedildiği gibi hızlı zaman, yavaş zaman ve çoklu kanal olmak üzere üç farklı boyuttan gelen sinyali işleyebilir. Bu algoritmalarda kullanılan üç boyutlu veri küpü ve temel sinyal işleme teknikleri Şekil 2.5'de gösterilmektedir. Şekilde görüldüğü gibi, yukarıda bahsedilen Darbe-Doppler işleme tek bir menzil hücresinden topladığı darbeleri evreyumlu birleştiren tek boyutlu bir sinyal işleme tekniğidir. Uzay-Zaman Uyarlamalı İşleme ise, hem birden fazla alıcı kanalı kullanarak uzayda hem de birden fazla darbe kullanarak zamanda tek bir menzil hücresinden topladığı veriyi evre uyumlu birleştiren iki boyutlu bir sinyal işleme yöntemidir.



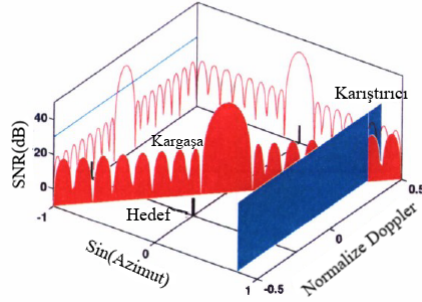
Şekil 2.5: Çeşitli sinyal işleme algoritmalarının gösterildiği radar veri küpü

Uzay-Zaman Uyarlamalı İşleme kullanılarak, istenmeyen sinyaller hem Doppler kayması ile zamanda hem de radara geliş açısı bilgisi ile uzayda filtrelenir ve böylece radarın hedef tespit olasılığı büyük oranda artırılabilir. İstenmeyen sinyallerden biri olan alıcı cihaz kaynaklı ısı gürültünün zaman veya frekans ekseninde bir karakteristiği yoktur, dolayısıyla tüm açı-Doppler düzleminde eşit dağılım göstermektedir. Öte yandan, diğer bir istenmeyen gürültü bileşeni olan karıştırıcı sinyalleri (baraj bandında) tüm frekans spektrumu üzerinde dağılım gösterdikleri halde radara belirli bir doğrultudan gelirler. Dolayısıyla, uzamsal eksende sınırlı bir bölgededirler ve uzamsal filtreleme ile bastırılmaları mümkündür. Çevresel kargaşa ise biraz daha karmaşıktır ve iki boyutta da bulunabilir. Radar platformunun sabit  $v$  hızı ile gittiği düşünülüğünde, antenin maksimum kazanç ile baktığı doğrultudan  $\theta$  radyan uzaklıktaki hareketsiz saçıcılardan gelen kargaşa sinyalleri aşağıdaki Doppler kaymasına sahiptir [15].

$$F_D = \frac{2v}{\lambda} \sin \theta$$

Anten hüzmelerinin arka loblarından gelen sinyalleri ihmal ettiğimizde, her bir doppler kayması tek bir açı değeri ile eşleşecektir. Dolayısıyla, açı-Doppler düzleminde çevresel kargaşa diyagonal bir özellik gösterecektir. Böylece, tek boyutlu darbe-Doppler işleme yöntemi kullanıldığında kargaşa içerisine gömülebilecek hedef sinyali, açı bilgisi ile kargaşadan ayrıştırılabilecektir. Bahsedilen enterferans

sinyallerinin uzay-zaman düzleminde nasıl bir karakteristik gösterdiği Şekil 2.6'da gösterilmiştir.



Şekil 2.6: Enterferans sinyallerinin uzay-zaman düzlemindeki görüntüsü [17]

Hızlı zaman eksenindeki bir menzil hücresinin hedefin varlığına dair test edildiği varsayıldığında, bu test hücresinden elde edilen veri,

$$N = N_a \times N_p$$

boyutlu bir vektör olmaktadır. Burada,  $N_a$  kullanılan anten elemanı sayısını belirtirken  $N_p$  darbe sayısını belirtmektedir. Bu vektörün kompleks Gauss dağılımlı olduğunu ( $\mathbf{y} \in C^N$ ) ve kovaryans matrisinin  $\mathbf{M}$  olduğunu düşünürsek

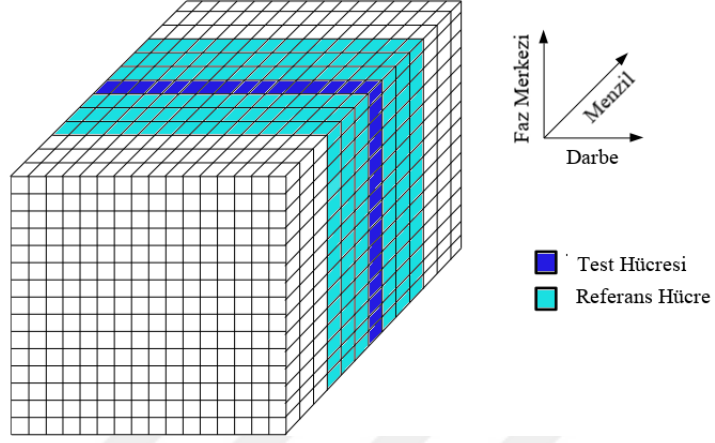
$$\mathbf{M} = E \{ \mathbf{y} \mathbf{y}^\dagger \}$$

$H_0$  hipotezi altındaki olasılık yoğunluk fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilir [2].

$$f(\mathbf{y}) = \frac{1}{\det(\pi \mathbf{M})} \exp \left\{ -(\mathbf{y} \mathbf{M}^{-1} \mathbf{y}^\dagger) \right\}$$

Genellikle, gürültünün istatistiksel dağılımı bilinse bile olasılık yoğunluk fonksiyonuna ait kovaryans matrisi gibi parametreler ya bilinmemekte yada çok değişken olabilmektedir. Böyle durumlarda, Hedef Tespit Olasılığı'nı arttırabilmek için Sabit Yanlış Alarm Oranı'na sahip dedektörler geliştirilmiştir. Bölüm 2.1.4'de anlatılan CFAR algoritmaları skalar veri kullanmaktadır. Çok boyutlu radar sinyal işleme yöntemlerinde ise işlenen veriler vektör ve matrislerden oluşmaktadır.

Uzay-Zaman Uyarlamalı İşleme’de kullanılan en yaygın yaklaşım, CA-CFAR’da olduğu gibi, test altındaki hücrenin iki tarafından eşit miktarda referans hücre alınarak bu hücreler ile test altındaki hücrenin enterferans kovaryans matrisinin kestiriminin yapılmasıdır. Şekil 2.7’de referans hücre seçimi veri küpü üzerinde gösterilmiştir.



Şekil 2.7: Referans hücreler kullanılarak enterferans kovaryans matrisinin kestirimi

Bir sonraki bölümde, referans hücreler kullanılarak tasarlanan ve yaygın olarak kullanılan uyarlamalı hedef sezimi algoritmaları tanıtılacaktır.

### 2.2.1 Geleneksel Algılayıcılar

Hedef tespiti, alınan sinyale bağlı güvenilir karar mekanizması tasarlandıktan sonra ikili hipotez testinin çözülmesi ile gerçekleştirilmektedir.  $H_0$  hipotezinin seçilmesi ile alınan sinyalin yalnızca gürültü bileşeninden oluştuğu varsayılırken,  $H_1$  hipotezinin seçilmesi ile sinyalin hem gürültü hemde hedef bileşenleri içerdiğine karar verilir. Geleneksel uyarlamalı hedef sezim algoritmalarında, hedef sinyali deterministik modellenirken gürültü sinyali Gauss dağılımlı rastgele vektör olarak modellenmektedir. Dolayısıyla, ilgili hücreden alınan sinyalin ortak ilinti matrisinin yalnızca gürültü bileşenine ait bilgi içerdiği varsayılmaktadır. Bölüm 2.2’de belirtildiği gibi bu matris genellikle bilinmemekte ve kestiriminin yapılması gerekmektedir. Bunun için çeşitli yaklaşımlar geliştirilmiştir.

Bu tez çalışması kapsamında, ilgili hücredeki gürültünün ortak ilinti matrisi geleneksel CFAR algoritmalarında olduğu gibi referans hücreler kullanılarak kestirilecektir.

Referans hücreler literatürde ikincil veri (*secondary data*) veya eğitime verileri (*training data*) olarak da adlandırılmaktadır.

Bu bölümde, radar veri küpü üzerindeki bir menzil çözünürlük hücresinde hedef olup olmadığı test edilecektir. Hedefin noktasal olduğu ve radara geliş doğrultusunun bilindiği varsayılmaktadır. Bu durumda, tespit problemi aşağıdaki ikili hipotez testi ile özetlenebilir.

$$\begin{cases} H_0 : \mathbf{y} = \mathbf{n}, & \mathbf{y}_k = \mathbf{n}_k, k = 1, \dots, K. \\ H_1 : \mathbf{y} = \alpha \mathbf{p} + \mathbf{n}, & \mathbf{y}_k = \mathbf{n}_k, k = 1, \dots, K. \end{cases} \quad (2.2)$$

Burada,  $\mathbf{y}$  ve  $\mathbf{y}_k (k = 1, \dots, K)$  sırasıyla test altındaki hücreden ve her bir ikincil veriden elde edilen veriyi temsil etmektedir. İkincil verinin hedefe ait bileşen barındırmadığı varsayılmaktadır. Bu bölümde anlatılacak olan algoritmalar, ikincil verinin bağımsız özdeşçe dağılmış kompleks Gauss dağılımlı olduğunu ve test altındaki hücrede bulunan gürültü ile aynı spektral özellikleri paylaştığını varsaymaktadır. Daha genel gürültü modelleri Bölüm 2.3’de anlatılmaktadır.

- $\mathbf{n}$  ve  $\mathbf{n}_k (k = 1, \dots, N)$  sırasıyla test altındaki hücrenin (*birincil veri*) ve referans hücrelerin (*ikincil veri*) gürültü bileşenleridir. İki farklı senaryo altında ele alınmaktadırlar. İlki, ikincil verideki her elemanın ve birincil verinin aynı kovaryans matrisi paylaştığı senaryodur. ( $\mathbf{n}, \mathbf{n}_k \sim CN(0, \mathbf{M})$ ). İkinci senaryo ise birincil ve ikincil verinin aynı kovaryans matrisi paylaştığı fakat birincil verideki gürültü gücünün skalar bir değer kadar farklı olduğu senaryodur ( $\mathbf{n} \sim CN(0, \sigma^2 \mathbf{M}), \mathbf{n}_k \sim CN(0, \mathbf{M})$ ). İlk senaryo literatürde homojen ortam olarak adlandırılırken ikinci senaryo kısmi-homojen ortam olarak adlandırılmaktadır.
- $\alpha \in C$  bilinmeyen deterministik bir parametredir. Hedefin radara geliş doğrultusu olan  $\mathbf{p}$ ’nin tamamen bilindiği varsayılmaktadır.

Eldeki senaryo için Bölüm 2.1.3’de bahsedilen UMP testi elde edilememektedir. Bunun için bilinmeyen parametrelerin kestirimine dayalı Bölüm 2.1.3’de bahsedilen Genelleştirilmiş Benzerlik Oranı Testi yöntemine başvurulmaktadır.

Homojen ortam senaryosu için oluşturulan Genelleştirilmiş Benzerlik Oranı Testi aşağıda tanımlanmaktadır.

$$\frac{\max_{\alpha, \mathbf{M}} f(\mathbf{y}, \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_k; \alpha, \mathbf{M})}{\max_{\mathbf{M}} f(\mathbf{y}, \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_k; \mathbf{M})} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta$$

Denklemdaki  $\eta$  parametresi sabit  $P_{FA}$  değerini sağlamak amacıyla belirlenen eşik değeridir. Bu problemin çözümü sonucunda literatürde Kelly'nin Dedektörü olarak bilinen aşağıdaki algılayıcı elde edilmektedir [2].

$$t_{\text{Kelly}} = \frac{|\mathbf{p}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{y}|^2}{(\mathbf{p}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{p}) \left(1 + \frac{1}{K} \mathbf{y}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{y}\right)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta, \quad (2.3)$$

Kısmi-homojen ortam senaryosu için oluşturulan Genelleştirilmiş Benzerlik Oranı Testi ise aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$\frac{\max_{\alpha, \sigma^2, \mathbf{M}} f(\mathbf{y}, \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_k; \alpha, \sigma^2, \mathbf{M})}{\max_{\sigma^2, \mathbf{M}} f(\mathbf{y}, \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_k; \sigma^2, \mathbf{M})} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta$$

Bu problemin çözümü ile literatürde ACE olarak bilinen algılayıcı elde edilmektedir [4].

$$t_{\text{ACE}} = \frac{|\mathbf{p}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{y}|^2}{(\mathbf{p}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{p}) (\mathbf{y}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{y})} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta, \quad (2.4)$$

Denklem 2.3 ve 2.4'de kullanılan  $\mathbf{S}$  matrisi,

$$\frac{1}{K} \sum_{l=1}^K \mathbf{y}_l \mathbf{y}_l^\dagger$$

ifadesinin yerine yazılmaktadır [2]. GLRT'nin yanı sıra kullanılan diğer bir çözüm yöntemi de iki basamaklı GLRT'dir. Bu yöntemde öncelikle  $\mathbf{M}$ 'in biliniyor olduğu kabul edilerek bir karar mekanizması oluşturulur.

Homojen ortam için oluşturulan karar mekanizması

$$\frac{\max_{\alpha} f(\mathbf{y}, \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_k; \alpha, \mathbf{M})}{f(\mathbf{y}, \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_k; \mathbf{M})} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta \quad (2.5)$$

olarak ifade edilirken, kısmi-homojen ortamlar için oluşturulan karar mekanizması

$$\frac{\max_{\alpha} \max_{\sigma^2} f(\mathbf{y}, \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_k; \alpha, \mathbf{M})}{\max_{\sigma^2} f(\mathbf{y}, \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_k; \mathbf{M})} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta \quad (2.6)$$

olarak tanımlanır [18]. Daha sonra, ikincil veri kullanılarak bulunan kovaryans matrisi kestirimi 2.5 ve 2.6'da  $\mathbf{M}$ 'in yerine yazılır. Kovaryans matrisi kestiriminin hesaplanmasında kullanılan en basit yöntem CA-CFAR'a benzer şekile ikincil verinin ortalamasını almaktır. *Sample Covariance Matrix* (SCM) olarak bilinen bu kovaryans matrisi kestirimi aşağıda gösterilmiştir.

$$\mathbf{S} = \frac{1}{K} \sum_{l=1}^K \mathbf{y}_l \mathbf{y}_l^{\dagger}$$

Sonuç olarak iki basamaklı GLRT kullanılarak homojen ortam için AMF olarak bilinen dedektör elde edilir [3].

$$t_{\text{AMF}} = \frac{|\mathbf{p}^{\dagger} \mathbf{S}^{-1} \mathbf{y}|^2}{\mathbf{p}^{\dagger} \mathbf{S}^{-1} \mathbf{p}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta.$$

Problem kısmi-homojen ortam için çözüldüğünde ise 2.4'de tanımlanan ACE dedektörü elde edilmektedir.

Bölüm 2.1.4'de bahsedildiği gibi eğer tasarlanan dedektör  $H_0$  hipotezi altında bilinmeyen parametrelerden bağımsızsa CFAR özelliğini sağlıyor demektir. Kelly'nin dedektörü ve AMF, homojen ortamlarda CFAR özelliği göstermektedir. ACE ise hem homojen hemde kısmi-homojen ortamlarda CFAR özelliğine sahiptir.



## 2.3 Heterojen Ortamlarda Uyarlamalı Hedef Sezimi

Ortam kargaşası, düşük çözünürlüklü radarlar kullanıldığında Merkezi Limit Teoremine göre Gauss dağılımlı modellenebilmektedir. Yüksek çözünürlüklü radarlar kullanıldığında ise kargaşadan yansıyarak radara geri dönen sinyallerin olasılık yoğunluk fonksiyonlarının Gauss dağılımından saptığı gözlenmiştir. Böyle durumlarda, kargaşanın genliğindeki ani yükselmeler Gauss dağılımı varsayımına göre belirlenen eşik değerini geçmekte ve kargaşanın hedefle karıştırılmasına neden olmaktadır. Bu sebeple, kargaşanın olasılık yoğunluk fonksiyonunun Gauss olmayan dağılımlarla modellendiği hedef tespit algoritmaları tasarlanmaya başlanmıştır. Yapılan deneysel ve teorik çalışmalar, kargaşanın bileşik-Gauss dağılımı ile iyi ve kolay bir şekilde modellenebileceğini ortaya koymaktadır [6, 7].

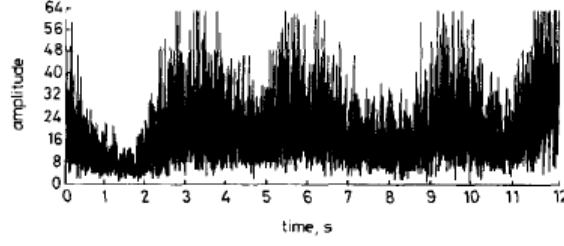
### 2.3.1 Bileşik Gauss Dağılımı

Bileşik Gauss modeli, çevresel kargaşadan saçılan sinyalin istatistiksel dağılımını birbirinden bağımsız iki farklı rastgele sürecin entegrasyonu olarak modellemektedir.

$$c(t) = s(t)g(t)$$

Burada,  $g(t)$  bileşeni kompleks, sıfır ortalamalı ve Gauss dağılımlıdır ve *spekle* olarak adlandırılmaktadır. Ortamda birçok saçıcı yüzey bulunmasından kaynaklı çok kısa zaman aralıklarıyla gerçekleşen ani dalgalanmaları modellemektedir. Diğer bileşen ise *texture* olarak adlandırılmaktadır ve sinyal zarfında daha uzun sürede meydana gelen dalgalanmaları modellemektedir. Şekil 2.8'de kargaşanın genliğindeki değişimler zamana bağlı gösterilmektedir. Burada darbe'den darbeye meydana gelen hızlı dalgalanmalar *spekle* bileşeni ile modellenirken, geri planda çok daha uzun sürede meydana gelen dalgalanmalar *texture* bileşeni ile modellenmektedir.

Bileşik Gauss modelindeki *texture* bileşeninin *speckle* bileşeninden çok daha uzun sürede değiştiği göz önünde bulundurularak modelin kullanımını kolaylaştıracak yeni



Şekil 2.8: Deniz kargaşası genliğinin zamana bağlı gösterimi [5]

bir yöntem ortaya koyulmuştur [8]. SIRV olarak adlandırılan bu yönteme göre, tek bir evreyumlu işleme aralığı kadar görece kısa bir süre için *texture* parametresinin rastgele süreç yerine sabit bir rastgele değişken olduğu varsayılmaktadır. Bu durumda, çok boyutlu bir vektör olan ortam kargaşası ( $\mathbf{c} \in C^N$ ) aşağıdaki şekilde tanımlanabilir.

$$\mathbf{c} = \sqrt{\tau} \mathbf{g}$$

Burada,  $\sqrt{\tau}$  parametresi sabit bir rastgele değişken olarak tanımlanan *texture* parametresidir. Bileşik Gauss dağılımlı  $\mathbf{c}$  vektörünün  $N$  boyutlu olasılık yoğunluk fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilir [1].

$$f(\mathbf{c}) = \frac{1}{\det(\mathbf{M})} h_N[\mathbf{c}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{c}]$$

Burada,  $\mathbf{M} \in C^{N \times N}$  parametresi  $\mathbf{c}$  vektörünün ortak ilinti matrisidir,

$$\mathbf{M} = E \left\{ \mathbf{c} \mathbf{c}^\dagger \right\}$$

ve  $h_N(\cdot)$  aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$h_N(x) = \frac{1}{\pi^N} \int_0^{+\infty} \tau^{-N} \exp\left(-\frac{x}{\tau}\right) f(\tau) d\tau$$

Bileşik-Guss modeli ile uyumlu olan en bilinen genlik olasılık yoğunluk fonksiyonları (apdf) Weibull dağılımı ve K dağılımı'dır. SIRV modeli ile sabit rastgele değişken olarak tanımlanan *texture* parametresinin olasılık yoğunluk fonksiyonu olan  $f(\tau)$ , bu apdf'ler üzerinden hesaplanmaktadır.

### 2.3.2 NMF Dedektörü

Ortamdaki kargaşanın baskın ve değişken olduğu durumlarda, hedef sinyalinin tespiti için gerekli ikili hipotez testi aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\begin{cases} H_0 : \mathbf{y} = \mathbf{c}, & \mathbf{y}_k = \mathbf{c}_k, k = 1, \dots, K. \\ H_1 : \mathbf{y} = \alpha \mathbf{p} + \mathbf{c}, & \mathbf{y}_k = \mathbf{c}_k, k = 1, \dots, K. \end{cases}$$

Yukarıda belirtilen  $\alpha$  ve  $\mathbf{p}$  hedeften gelen sinyale ait parametrelerdir. Bu parametrelerin özellikleri Denklem 2.2 ile aynıdır. Bileşik Gauss dağılımlı gürültü bileşenini temsil eden  $\mathbf{c}, \mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_K$  parametreleri ise SIRV modeli ile aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$\mathbf{c} = \sqrt{\tau} \mathbf{g}, \quad \mathbf{c}_k = \sqrt{\tau_k} \mathbf{g}_k, \quad k = 1, \dots, K.$$

Bu parametrelerin genlik olasılık yoğunluk fonksiyonlarının Weibull ve K Dağılımı ile modellenebileceği bir önceki bölümde belirtilmiştir. Ancak bazı durumlarda, ne Weibull ne de K dağılımı gerçek veri ile yeteri kadar uyumlu olamamaktadır. Örneğin; yüzeye yakın hareket eden radarlarda deniz kargaşasının genliğinin Weibull ve K dağılımlarından saptığı gözlenmiştir. Kargaşanın apdf'inin yanlış veya eksik modellendiği durumlarda algılayıcıların performansında ciddi düşüşler yaşandığı görülmüştür. Bu gözlemlere dayanılarak, *texture* parametresindeki değişimlerden etkilenmeyen aşağıdaki NMF dedektörü tasarlanmıştır [9].

$$t_{\text{NMF}} = \frac{|\mathbf{p}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{y}|^2}{(\mathbf{p}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{p})(\mathbf{y}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{y})} \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} \eta,$$

Aynı dedektör gürültünün Gauss dağılımlı modellendiği ortamlar için ortak ilinti matrisinin yapısının bilindiği ancak gürültü seviyesinin bilinemediği varsayılarak [4]'de de tasarlanmıştır. Bölüm 2.2.1'de ACE olarak belirtilen bu dedektör NMF'den bağımsız olarak geliştirilmiştir.

NMF dedektörü, gürültünün ortak ilinti matrisinin bilindiğini varsaymaktadır. Tamamen uyarlamalı bir algılayıcı geliştirilebilmesi için ortak ilinti matrisinin bilinmiyor kabul edilmesi ve kestiriminin yapılması gerekmektedir.

## 2.4 İkincil Veri Kullanılarak Ortak İlinti Matrisi Kestirimi

Ortamdaki gürültünün homojen veya kısmi-homojen varsayıldığı senaryolarda ikincil verinin her bir elemanının kovaryans matrisi aşağıda gösterildiği gibi aynı spektral özelliklere sahiptir.

$$E[\mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^\dagger] = \mathbf{M}, \quad k = 1, \dots, K.$$

Burada,  $\mathbf{y}_k \in C^N (k = 1, \dots, K)$  parametresi referans hücrelerden elde edilen veridir. Hedefe ait bilgi barındırmadığı ve Gauss dağılımlı olduğu varsayılmaktadır. Bu durumda, ikincil verinin ortak olasılık yoğunluk fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$f(\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_k) = \prod_{k=1}^K \frac{1}{\det(\pi \mathbf{M})} \exp \left\{ -(\mathbf{y}_k^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{y}_k) \right\}$$

Eğer  $K \geq N$  koşulu sağlanıyorsa, ortak pdf'e ait kovaryans matrisinin En Yüksek Olabilirlik Kestirimi (MLE) değeri SCM olarak tanımlanmaktadır.

$$\hat{\mathbf{M}}_{\text{SCM}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^\dagger, \quad k = 1, \dots, K.$$

Bileşik-Gauss dağılımı ile modellenen heterojen ortamlarda gürültü gücü ikincil veri setinin her elemanında aşağıda gösterildiği gibi birbirinden farklıdır.

$$E[\mathbf{y} \mathbf{y}^\dagger] \neq E[\mathbf{y}_1 \mathbf{y}_1^\dagger] \neq \dots \neq E[\mathbf{y}_K \mathbf{y}_K^\dagger].$$

SIRV modeli ile tanımlanmış ikincil veri seti için SCM kestirimi *texture* parametresi ile kirletilecektir.

$$\hat{\mathbf{M}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^\dagger = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \tau_k \mathbf{g}_k \mathbf{g}_k^\dagger, \quad k = 1, \dots, K.$$

Dolayısıyla, heterojen ortamlarda, SCM değeri *speckle* parametresi için CFAR özelliğini sağlarken *texture* parametresi için sağlayamamaktadır. Bunun üzerine, *texture* parametresindeki değişimlerden etkilenmeyen bir kovaryans matrisi kestirimi yöntemi önerilmiştir [10]. Bu yöntem  $\mathbf{y}_k$  verisini normalize ederek SCM değerini hesaplamaktadır. Normalize edilmiş SCM (NSCM) olarak adlandırılan bu kovaryans matrisi kestirimi,

$$\hat{\mathbf{M}}_{\text{NSCM}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^\dagger}{\frac{1}{N} \mathbf{y}_k^\dagger \mathbf{y}_k}, \quad k = 1, \dots, K. \quad (2.7)$$

sadece *texture* parametresi için CFAR özelliğini sağlarken *speckle* parametresi için sağlayamamaktadır. Bu tez çalışmasında, heterojen ortamlar için geliştirilen uyarlamalı dedektörün kovaryans matrisi kestiriminde, hem *texture* hemde *speckle* parametreleri için CFAR özelliği gösteren *Fixed Point Estimate* (FPE) olarak bilinen yinelemeli (rekursif) bir kovaryans matrisi kestirim yöntemi kullanılmaktadır [19]. Bu yöntem ile kovaryans matrisine bir ilk değer atanmakta ve her yinelemede kovaryans matrisinin kestirimi iyileştirilmektedir. Belirli sayıda yinelemenin ardından kestirim değerlerinin birbirine yakınsadığı gözlenmiştir.

SIRV modeli ile tanımlanan gürültü bileşenine ait  $\tau, \tau_1, \dots, \tau_K$  parametrelerini rastgele değişkenler olarak tanımlamak bu parametrelerin ortak olasılık yoğunluk fonksiyonunun bilinmesini gerektirmektedir. Genelde, bu fonksiyon bilinmeyeceğinden FPE yönteminde bu parametreler bilinmeyen rastgele değişken yerine bilinmeyen deterministik parametre olarak ele alınmıştır. Böyle bir durumda ikincil veri setinin elemanları, farklı güç değerlerine sahip ortak bir kovaryans matrisi yapısını paylaşan Gauss dağılımlı vektörlere dönüşür. Bu senaryoda, ikincil verinin ortak olasılık yoğunluk fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$f(\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_k) = \prod_{k=1}^K \frac{1}{\det(\pi \tau_k \mathbf{M})} \exp \left\{ -(\mathbf{y}_k^\dagger (\mathbf{M}^{-1} / \tau_k) \mathbf{y}_k) \right\}$$

Burada, öncelikle  $\mathbf{M}$  parametresi biliniyor kabul edilerek  $\tau_k$  değerlerinin en yüksek olasılıklı kestirimleri hesaplanır.

$$\hat{\tau}_k = \frac{\mathbf{y}_k^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{y}_k}{N}$$

Daha sonra,  $\tau_k$  parametresinin MLE değeri denklemde yerine yazılarak kovaryans matrisin kestirimi yapılır ve aşağıdaki sonuç elde edilir.

$$\hat{\mathbf{M}}_{\text{FPE}} = \frac{N}{K} \sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^\dagger}{\mathbf{y}_k^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{y}_k}, \quad k = 1, \dots, K.$$

Bu ifade, iteratif şekilde yazıldığında

$$\hat{\mathbf{M}}_{\text{FPE}}^{(t+1)} = \frac{N}{K} \sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^\dagger}{\mathbf{y}_k^\dagger (\hat{\mathbf{M}}_{\text{FPE}}^{(t)})^{-1} \mathbf{y}_k}, \quad k = 1, \dots, K.$$

geriye kovaryans matrisin ilk değerini ( $\hat{\mathbf{M}}_{\text{FPE}}^{(0)}$ ) belirleme işlemi kalır. İlk değer için başvurulabilecek bir yöntem Denklem 2.7 'daki NSCM matrisini kullanmaktır.

## 2.5 Çoklu-Yol Yayılımı Etkisi

Radar vericisi tarafından gönderilen sinyaller alıcıya birçok farklı doğrultudan ve zaman gecikmeleriyle ulaşabilmektedir. Bu fenomen, literatürde çoklu-yol yayılımı (*Multipath Propagation*) olarak adlandırılır. Böyle senaryolarda, hedeften geri saçılarak radara gelen yankılar sadece görüş hattından doğrudan gelen sinyal bileşenlerinden oluşmamakta aynı zamanda çoklu-yol bileşenleri de içermektedir. Dolayısıyla, radar anteninin ana hüzmesi tarafından aydınlatılan bölgedeki bir hedeften geri saçılan sinyalin gerçek geliş doğrultusu radar alıcısı tarafından belirlenen doğrultudan daha farklı olabilmektedir. Böyle durumlarda, radar cihazı tarafından belirlenen (nominal) doğrultuyu hedeften gelen sinyalin gerçek doğrultusu olarak kabul eden algılayıcılar performans kaybı yaşamaktadır.

Gürbüz dedektörler (*Robust Receivers*) olarak sınıflandırılan algılayıcılar, gerçek ve nominal geliş doğrultularının eşleşmediği durumlarda bir dereceye kadar hedef tespitine izin vermektedir [18]. Bölüm 2.2.1'de anlatılan AMF gürbüz dedektörlere örnek olarak gösterilmektedir. Bunun yanı sıra, SD (*Subspace Detectors*) olarak bilinen algılayıcılar kullanılarak daha gürbüz dedektörler elde edilebilir. Bu algılayıcılar, çoklu-yol yayılımı gibi sebeplerle geliş doğrultuları bozulmuş hedef

sinyallerini alt uzay matrisi belirleyerek tespit etmeyi hedeflemektedir. Altuzay matrisi, ortam karakteristiği ve hedeften yansıyan sinyalin ortamdaki davranışı biliniyor kabul edilerek oluşturulur. Alt uzay belirlendikten sonra, hipotez testinde kullanılacak olan hedef sinyalinin geliş doğrultusu aşağıdaki gibi modellenir.

$$\mathbf{p} = \mathbf{H}\mathbf{b}$$

Burada,  $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N \times r}$  alt uzay matrisidir. Bu matrisin satırları farklı doğrultulardan alınan hedef sinyallerini, sütunları ise alt uzay sayısını belirtmektedir. Diğer  $\mathbf{b} \in \mathbb{C}^{r \times 1}$  parametresi ise, bilinmeyen katsayı vektörünü modellemektedir. Sonuç olarak, hipotez testi

$$\begin{cases} H_0 : \mathbf{y} = \mathbf{n}, & \mathbf{y}_k = \mathbf{n}_k, k = 1, \dots, K. \\ H_1 : \mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{b} + \mathbf{n}, & \mathbf{y}_k = \mathbf{n}_k, k = 1, \dots, K. \end{cases}$$

olarak ifade edilir. Yukarıdaki hipotez testine GLRT uygulanarak elde edilen Alt Uzay Dedektörü (SD) aşağıda gösterilmiştir [12].

$$t_{SD} = \frac{\mathbf{y}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{H} (\mathbf{H}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{y}}{1 + \mathbf{y}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{y}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta,$$

Hedef sinyaline ait çoklu-yol bileşenlerinin modellenmesine yönelik daha ayrıntılı bilgi bir sonraki bölümde verilmektedir.

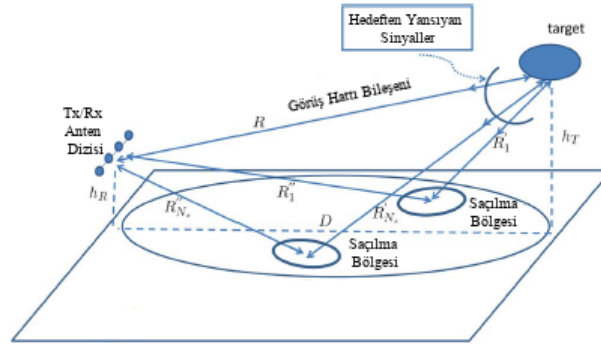




### 3. GELİŞTİRİLEN UYARLAMALI HEDEF SEZİMİ ALGORİTMASI

#### 3.1 Problemin Tanımı

Ortam gürültüsünün Gauss veya Gauss olmayan diğer dağılımlarla modellendiği uyarlamalı hedef sezimi algoritmaları üzerine uzun yıllardır çalışmalar yapılmaktadır. Bu çalışmaların bir çoğu, radar alıcısında alınan hedefe ait sinyalin geliş doğrultusunun (gerçek doğrultu) verici antenden gönderilen sinyalin doğrultusu (nominal doğrultu) ile aynı olduğunu kabul etmektedir. Hedeften saçılan sinyalin görüş hattından direkt radar alıcısına geldiği senaryolarda bu varsayım büyük çoğunlukla doğru kabul edilmektedir. Ancak, çoğunlukla hedeften geri saçılan sinyal bulunduğu ortamla etkileşime girerek Şekil 3.1’de gösterildiği gibi çoklu-yol bileşenleri de içerecektir. Böyle bir senaryoda, hedeften yansıyan sinyalin radara geliş doğrultusu biliniyor kabul edilerek tasarlanan algılayıcıların hedef tespit olasılıklarının doğal olarak düştüğü gözlenmiştir.

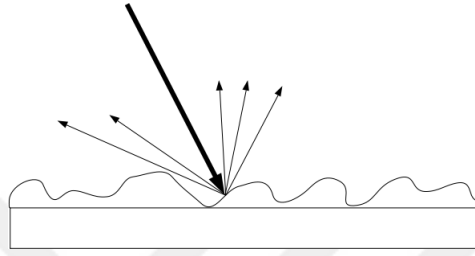


Şekil 3.1: Çoklu-Yol Yayılımı [13]

Çoklu-yol yayılımının radar performansına etkisi uzun yıllardır çalışılmakta olan bir konudur. Radarın bulunduğu ortamla ilgili bazı ön bilgiler ve ışın izleme algoritmaları kullanılarak hedefin çoklu yol bileşenlerinin davranışlarının çözümlenmesi ile hedef tespitinin daha düzgün yapılabildiği görülmüştür [11]. Literatürde bu çalışmalar çoklu-yol sömürüsü ile uyarlamalı hedef sezimi olarak adlandırılmaktadır. Çoklu-yol yayılımının dışında gerçek ve nominal doğrultunun birbiri ile eşleşmemesi başka birçok çevresel ve donanımsal sebepten kaynaklanabilir [18]. Bölüm 2.5’de anlatılan

alt uzay yaklaşımlı algılayıcı, gerçek doğrultunun nominal doğrultudan farklı olduğu böyle senaryolarda hedef tespit olasılığının arttırılabilmesi için geliştirilmiştir.

Yukarıda bahsedilen yöntemler kullanılarak geliştirilen algılayıcılar, çoklu-yol bileşenlerinin davranışlarının kestirimine dayanmaktadır. Ancak, hedeften geri saçılan sinyaller pürüzlü bir yüzeye çarptıklarında Şekil 3.2’de gösterildiği gibi birçok farklı doğrultuda saçılırlar. Böyle bir yüzeyden yansiyarak radara geri dönen hedef yankılarının davranışları öngörülebilir değildir.



Şekil 3.2: Sinyalin pürüzlü bir yüzeyden saçılması

Yakın geçmişte çoklu-yol bileşenlerinin rastgele değişkenler olarak modellendiği bir algılayıcı geliştirilmiştir [13]. T-AMF olarak adlandırılan bu algılayıcı hedef bileşenlerini, Gauss dağılımlı gürültü içerisine gömülü görüş hattı ve çok-yol bileşenlerinin üstüştürümü (*superposition*) olarak modellemektedir. Bu yöntemde, gürültü bileşeninin ortak ilinti matrisi ikincil veri kullanılarak elde edilmiştir ve ikincil verinin test altındaki hücre ile aynı spektral özelliklere sahip olduğu varsayılmıştır.

İlgili hücredeki verinin ve ikincil veri setinin tüm elemanlarının aynı ortak ilinti matrisine sahip olduğunu kabul eden varsayım homojen ortam modeli olarak adlandırılmaktadır. Önceki bölümlerde bahsedildiği gibi, çevresel ve donanımsal bir çok sebepten bu varsayım çoğunlukla doğru değildir.

Bu tez çalışması kapsamında tasarlanan dedektör hedef sinyalinin çoklu-yol bileşenlerini göz önünde bulundurmaktadır. Ayrıca, gürültü sinyali hem kısmi-homojen hemde heterojen ortam varsayımı için modellenmiştir.

Geliştirilen hedef sezim algoritması, Uzay Zaman Uyarlamalı İşleme tekniğini kullanmaktadır. Dolayısıyla, radara gelen sinyalin uzamsal olarak birbirinden ayrılmış  $N_a$  adet anten elemanından (kanaldan) alındığı varsayılmaktadır. Radar dalga

formunun ise  $N_p$  adet özdeş darbeden oluştuğu kabul edilmektedir. Hedef tespiti, uzay ve zamanda alınan bütün verinin evre uyumlu işlenmesi ile gerçekleştirilmektedir. Bununla birlikte, alınan her darbe için ölçüm verisi  $N_g$  adet menzil çözünürlük hücresine bölüldüğü varsayılmaktadır. Dolayısıyla, tüm ölçümden  $N_a \times N_p \times N_g$  adet örnek elde edilmektedir. Bu örneklenmiş ölçüm verisi önceki bölümlerde bahsedilen radar veri küpü ile tanımlanır.

Hedefe ait sinyal bulunup bulunmadığı her seferde tek bir menzil hücresi incelenerek gerçekleştirilmektedir. İncelenen her hücredeki  $N_a \times N_p$  adet örnek  $N$  boyutlu ( $N = N_a \times N_p$ ) sütun vektörü olarak sıralanmaktadır. Birincil veri olarak adlandırılan bu vektör ( $\mathbf{y} \in C^{N \times 1}$ ) aşağıda gösterilmiştir.

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} (y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1N_p})^T \\ (y_{21}, y_{22}, \dots, y_{2N_p})^T \\ \dots \\ (y_{N_a1}, y_{N_a2}, \dots, y_{N_aN_p})^T \end{bmatrix}$$

Test altında olan hücredeki gürültü sinyalinin kestiriminde kullanılacak olan ikincil veri seti,  $K$  ( $K > N$ ) adet menzil çözünürlük hücresinden toplanan  $N$  boyutlu sütun vektörlerinden oluşmaktadır. Bu vektörler  $\mathbf{y}_k \in C^{N \times 1}$  ( $k = 1, \dots, K$ ) parametresi ile ifade edilmektedir. İkincil veri setinin, hedefe ait sinyal barındırmadığı varsayılmaktadır. Yukarıda verilen bilgiler doğrultusunda hedef tespiti için gerekli ikili hipotez testi aşağıdaki gibi oluşturulmuştur.

$$\begin{cases} H_0 : \mathbf{y} = \mathbf{n}, & \mathbf{y}_k = \mathbf{n}_k, k = 1, \dots, K. \\ H_1 : \mathbf{y} = \alpha \mathbf{p} + \mathbf{s} + \mathbf{n}, & \mathbf{y}_k = \mathbf{n}_k, k = 1, \dots, K. \end{cases}$$

Burada,

- $\mathbf{p} \in C^N$  ( $\|\mathbf{p}\|^2 = 1$ ), hedeften gelen sinyalin görüş hattı bileşenin doğrultusudur. Bu doğrulunun bilindiği ve radardan gönderilen sinyal ile aynı olduğu varsayılmaktadır.

- $\alpha \in C$ , bilinmeyen deterministik bir parametredir. Hedefin yansıtıcılığı ve yayılım etkileri sonucu görüş hattından gelen sinyalde meydana gelebilecek kayıpları modellemektedir.
- $\mathbf{s} \in C^N$ , hedeften gelen çoklu-yol bileşenlerini temsil etmektedir. Hedeften yansıyan sinyalin pürüzlü bir yüzeye çarpması sonucu bir çok farklı doğrultuda saçılan bileşenleri modellemektedir. Merkezi Limit Teorime göre, sıfır ortalamalı Gauss dağılımlı kompleks vektör olarak modellenmiştir. Ortak ilinti matrisi  $\Sigma$  parametresi ile gösterilmektedir ve bilinmediği varsayılmıştır.
- $\mathbf{n}$  ve  $\mathbf{n}_k (k = 1, \dots, K)$ , sırasıyla birincil ve ikincil verinin ısı gürültü ve ortam kargaşası bileşenlerinden oluşan enterferans sinyalidir. Kısmi-homojen ortam ve heterojen ortam için iki farklı şekilde ifade edilmektedir.

Kısmi homojen ortam için bu parametreler kompleks, sıfır ortalamalı Gauss dağılımlı rastgele vektör olarak modellenmişlerdir. Ortak ilinti matrisleri aşağıdaki gibidir.

$$E[\mathbf{nn}^\dagger] = \tau \bar{\mathbf{M}} \text{ ve } E[\mathbf{n}_k \mathbf{n}_k^\dagger] = \bar{\mathbf{M}}, k = 1, \dots, K.$$

Yukarıdaki ifadede,  $\tau$  parametresi birincil ve ikincil verinin enterferans sinyalleri arasındaki gürültü gücü farkını temsil eden deterministik bir parametredir.

Heterojen ortamlar için gürültü sinyalinin istatistiksel dağılımı Bölüm 2.3.1'de bahsedilen SIRV yöntemi ile modellenmiştir. SIRV yöntemine göre birincil ve ikincil verinin gürültü sinyali aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

$$\mathbf{n} = \sqrt{\tau} \mathbf{g} \text{ and } \mathbf{n}_k = \sqrt{\tau_k} \mathbf{g}_k, k = 1, \dots, K.$$

Burada,  $\mathbf{g}$  ve  $\mathbf{g}_k$  bağımsız, özdeşçe dağılmış, sıfır ortalamalı Gauss dağılımlı vektörlerdir. Deterministik modellenen  $\tau$  ve  $\tau_k$  parametreleri ise birincil verinin ve ikincil veri setine ait her elamanın gürültü güçlerinin birbirinden farklı olduğunu göstermektedir. Ortak ilinti matrisleri aşağıdaki gibidir.

$$E[\mathbf{nn}^\dagger] = \tau \bar{\mathbf{M}} \text{ and } E[\mathbf{n}_k \mathbf{n}_k^\dagger] = \tau_k \bar{\mathbf{M}}, k = 1, \dots, K.$$

Neyman-Pearson kriterine göre yukarıdaki hipotez testine optimum çözüm bulabilmek için GLRT uygulanmalıdır. Şimdiye kadar GLRT kullanılarak bir çok dedektör geliştirilmiştir. Bunların en başında Bölüm 2.2.1’de bahsedilen Kelly’nin dedektörü, AMF ve ACE gelmektedir. Kelly’nin dedektörü ve AMF, hedefe ait sinyalin geliş doğrultusunun tamamen bilindiği varsayılarak homojen ortamlar için geliştirilmiş dedektörlerdir. ACE ise, hedef sinyaline ait aynı varsayım ile fakat kısmi-homojen ortamlar için geliştirilmiştir. ACE dedektörü aşağıdaki karar mekanizması kullanılarak ifade edilebilir.

$$\frac{\max_{\alpha \in C, \sigma^2 \in C, \mathbf{M}=\mathbf{S}} f_1(\mathbf{y}; \alpha, \sigma^2, \mathbf{M})}{\max_{\sigma^2 \in C, \mathbf{M}=\mathbf{S}} f_0(\mathbf{y}; \sigma^2, \mathbf{M})} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta,$$

Burada, birincil veriye ait  $\mathbf{M}$  matrisi yerine ikincil veriden elde edilen *Sample Covariance Matrix* yazılmaktadır.

$$\mathbf{S} = \frac{1}{K} \sum_{l=k}^K \mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^\dagger, \quad k = 1, \dots, K.$$

Kısmi-homojen ortamlarda  $\mathbf{M}$  matrisi yerine SCM kullanılabilir, fakat heterojen ortamlar için SCM iyi bir kestirim değildir. Bundan dolayı, heterojen ortamlarda kovaryans matrisinin kestirimi olarak Bölüm 2.4’de bahsedilen FPE kullanılmıştır.

Birincil verinin  $H_1$  ve  $H_0$  hipotezleri altındaki olasılık yoğunluk fonksiyonları sırasıyla Denklem 3.1 ve 3.2’de verilmektedir.

$$f_1(\mathbf{y}; \alpha, \sigma^2, \mathbf{M}) = \frac{\exp\left\{-\frac{(\mathbf{y}-\alpha\mathbf{p})^\dagger \mathbf{M}^{-1} (\mathbf{y}-\alpha\mathbf{p})}{\sigma^2}\right\}}{\pi^N \sigma^{2N} \det(\mathbf{M})} \quad (3.1)$$

$$f_0(\mathbf{y}; \sigma^2, \mathbf{M}) = \frac{\exp\left\{-\frac{\mathbf{y}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{y}}{\sigma^2}\right\}}{\pi^N \sigma^{2N} \det(\mathbf{M})} \quad (3.2)$$

Burada, bilinmeyen  $\mathbf{M}$  matrisini sadece ikincil veri kullanarak tahmin etmek hedef sinyali yalnızca görüş hattı bileşeninden oluşuyorsa kabul edilebilir bir varsayımdır. Ancak,

hedefte yansıyarak radara geri dönen sinyale ait çoklu-yol bileşenleri rastgele sinyal olarak modellendiği zaman,  $H_1$  hipotezi altında bu varsayım doğru kabul edilemez. Bölüm 3.1’de belirtilen ikili hipotez testine göre, birincil verinin ortak ilinti matrisi,  $H_1$  hipotezi altında  $\mathbf{M} = \tau\bar{\mathbf{M}} + \Sigma$  olarak tanımlanmalıdır.

### 3.2 Algılayıcı Tasarımı

Önceki bölümlerde, homojen ortam modeli kullanılarak geliştirilen dedektörlerin deniz kargaşası gibi yüzeylerin bulunduğu senaryolarda iyi sonuçlar vermediğinden bahsedilmiştir. Bu bölümde, kısmi-homojen ve heterojen ortamlar için çok-yol sömürülü GLRT tabanlı yeni bir dedektör önerilmektedir. Bu dedektör aşağıdaki karar mekanizmasını kullanmaktadır.

$$\frac{\max_{\alpha \in \mathcal{C}, \mathbf{M} \in \Psi} f_1(\mathbf{y}; \alpha, \mathbf{M})}{\max_{\tau \in \mathcal{R}, \mathbf{M} = \hat{\mathbf{M}}} f_0(\mathbf{y}; \tau, \mathbf{M})} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta_1, \quad (3.3)$$

Burada,  $f_1(\mathbf{y}; \alpha, \mathbf{M})$  ve  $f_0(\mathbf{y}; \tau, \mathbf{M})$  birincil verinin sırasıyla  $H_1$  ve  $H_0$  hipotezleri altındaki olasılık yoğunluk fonksiyonlarıdır ve  $\eta_1$  istenilen  $P_{fa}$ ’e göre belirlenecek eşik değeridir.  $H_1$  hipotezi altındaki olasılık yoğunluk fonksiyonu,

$$f_1(\mathbf{y}; \alpha, \mathbf{M}) = \frac{\exp\left\{- (\mathbf{y} - \alpha\mathbf{p})^\dagger \mathbf{M}^{-1} (\mathbf{y} - \alpha\mathbf{p})\right\}}{\pi^N \det(\mathbf{M})}$$

olarak tanımlanmaktadır. Bu pdf’in ortak ilinti matrisi  $\mathbf{M}$ , hem gürültü hem de çok-yol bileşenlerine ait bilgi barındırmaktadır ve aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$\mathbf{M} = \tau\bar{\mathbf{M}} + \Sigma$$

$H_0$  hipotezi altındaki pdf ise aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$f_0(\mathbf{y}; \tau, \mathbf{M}) = \frac{\exp\left\{\frac{-\mathbf{y}^\dagger \mathbf{M}^{-1} \mathbf{y}}{\tau}\right\}}{\pi^N \tau^N \det(\mathbf{M})}$$

$H_0$  hipotezi, hedef var olmama durumunu temsil ettiği için  $\mathbf{M}$  matrisi çok-yol bileşenlerine ait bilgi barındırmamaktadır ve aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$\mathbf{M} = \overline{\mathbf{M}}$$

Karar mekanizması, AMF dedektörüne benzer şekilde ortak ilinti matrisinin gürültü bileşeni olan  $\overline{\mathbf{M}}$ 'in biliniyor olduğu varsayılarak oluşturulmuş ve daha sonra ikincil veri seti kullanılarak bulunan MLE değeri biliniyor varsayılan bu matrisin yerine yazılmıştır.

$H_0$  hipotezi altında tanımlı pdf, hedefe ait bilgi barındırmadığı için  $\mathbf{M}$  matrisinin MLE değeri aşağıdaki gibidir.

$$\mathbf{M} = \hat{\mathbf{M}}$$

$H_1$  hipotezi altında ise, ortak ilinti matrisi hem gürültü hem de hedefe ait bilgi barındırdığı için ikincil veri seti kullanılarak yalnızca  $\overline{\mathbf{M}}$  matrisinin MLE değeri bulunabilmektedir. Bu değer yerine yazıldığında  $\mathbf{M}$  matrisi aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$\mathbf{M} = \tau \hat{\mathbf{M}} + \Sigma$$

Önerilen dedektörün tasarımı, öncelikle kısmi-homojen ortamlar için gerçekleştirilmektedir. Heterojen ortamlar için ise gürültü bileşenine ait  $\overline{\mathbf{M}}$  matrisinin kestirimi *Fixed Point Estimate* yöntemi ile yapılarak kısmi-homojen ortamlar için tasarlanan dedektörde yerine yazılmaktadır.

### **Kısmi-Homojen Ortam:**

Kısmi-Homojen ortamlarda, algılayıcı tasarlanırken ikincil veri setine ait her elemanın aynı spektral özelliklere sahip olduğu varsayılmaktadır. Bu durumda, ikincil veri setinin elemanlarının ortak olasılık yoğunluk fonksiyonuna ait kovaryans matrisinin MLE değeri Bölüm 2.2.1'de anlatıldığı gibi SCM'ye eşit olmaktadır. Dolayısıyla, Denklem 3.3'de tanımlanan GLRT, kısmi homojen ortamlar için aşağıdaki gibi yeniden yazılır.

$$\frac{\max_{\alpha \in C, \mathbf{M} \in \Psi} f_1(\mathbf{y}; \alpha, \mathbf{M})}{\max_{\tau \in R, \mathbf{M} = \mathbf{S}} f_0(\mathbf{y}; \tau, \mathbf{M})} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta_1, \quad (3.4)$$

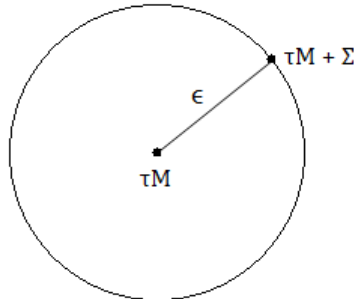
Bu karar mekanizmasındaki  $H_1$  hipotezine ait ortak ilinti matrisi aşağıda gösterilmiştir.

$$\mathbf{M} = \tau \mathbf{S} + \Sigma$$

Bu matrisin MLE değeri  $\Psi$  olarak adlandırılan sınırlı bir bölge içerisinde belirlenecektir. Bu bölgenin matematiksel formülasyonu aşağıda gösterilmiştir.

$$\Psi = \left\{ \mathbf{M} \succ \mathbf{0}, \tau > 0 : \|\mathbf{S}^{1/2} \mathbf{M}^{-1} \mathbf{S}^{1/2} - \frac{1}{\tau} \mathbf{I}\|_2 \leq \varepsilon \right\}, \varepsilon \geq 0, \quad (3.5)$$

Bu ifadede,  $\varepsilon$  parametresi ortamdaki çoklu-yol sinyali miktarını belirlemektedir ve radar cihazının bulunduğu ortamla ilgili ön bilgiler vasıtasıyla belirlenmelidir. Şekil 3.3'de gösterilen belirsizlik bölgesi ( $\Psi$ )  $H_1$  hipotezi altındaki ortak ilinti matrisinin, gürültü bileşenin ortak ilinti matrisine ne oranda benzediğini tanımlamaktadır. Benzerlik miktarı  $\varepsilon$  ve  $\tau$  parametreleri ile belirlenmektedir ve  $\varepsilon$  parametresinin aksine  $\tau$  kestirimi yapılması gereken bilinmeyen bir parametredir. Çoklu-yol bileşenleri fazla olduğunda  $\varepsilon$  değeri büyük olmalı dolayısıyla  $\Psi$  bölgesi genişlemelidir. Tam tersi durumda, yani çoklu-yol bileşenleri az olduğunda  $\varepsilon$  değeri küçük olmalı dolayısıyla  $\Psi$  bölgesi daralmalıdır. Bu durumda,  $\varepsilon$  değeri sıfır olduğunda çoklu-yol bileşenleri hesaplamalara katılmayacak ve önerilen dedektör ACE dedektörü ile aynı karakteristiği gösterecektir.



Şekil 3.3: Belirsizlik bölgesi  $\Psi$



MLE değerinin hesaplanması gereken diğer parametreler,  $H_1$  hipotezine ait  $\alpha$  ve  $H_0$  hipotezine ait  $\tau$  parametreleridir.  $H_0$  hipotezi altında  $\tau$  parametresinin MLE değeri aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\hat{\tau}_0 = \frac{\mathbf{y}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{y}}{N}$$

Bu değer yerine yazıldığında ve

$$\mathbf{X} = \mathbf{S}^{1/2} \mathbf{M}^{-1} \mathbf{S}^{1/2}$$

dönüşümü yapıldığında Denklem 3.4'deki karar mekanizması aşağıdaki gibi yeniden oluşturulur.

$$\max_{\alpha_1 \in C, \mathbf{X} \in \Psi_x} \frac{\exp \{ -(\mathbf{y}_1 - \alpha_1 \mathbf{p}_1)^\dagger \mathbf{X} (\mathbf{y}_1 - \alpha_1 \mathbf{p}_1) + N \}}{\det(\mathbf{X}^{-1}) \left( \frac{N}{\|\mathbf{y}_1\|^2} \right)^N} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta_2, \quad (3.6)$$

Burada,  $\mathbf{y}_1$ ,  $\mathbf{p}_1$  ve  $\alpha_1$  parametreleri aşağıdaki gibidir.

$$\mathbf{y}_1 = \mathbf{S}^{-1/2} \mathbf{y}, \quad \mathbf{p}_1 = \frac{\mathbf{S}^{-1/2} \mathbf{p}}{\|\mathbf{S}^{-1/2} \mathbf{p}\|}, \quad \alpha_1 = \alpha \|\mathbf{S}^{-1/2} \mathbf{p}\|$$

$\Psi_x$  ise Denklem 3.6'da  $\Psi$  olarak tanımlanan bölgenin  $\mathbf{X}$  parametresine uyarlanmış biçimidir.

$$\Psi_x = \{ \mathbf{X} \succ \mathbf{0}, \tau_x > 0 : \|\mathbf{X} - \tau_x \mathbf{I}\|_2 \leq \varepsilon \}$$

Denklem 3.6'daki GLRT'nin logaritması alındığında dedektör

$$t(\varepsilon) = \max_{\alpha_1 \in C, \mathbf{X} \in \Psi_x} \left[ \log \det(\mathbf{X}) - (\mathbf{y}_1 - \alpha_1 \mathbf{p}_1)^\dagger \mathbf{X} (\mathbf{y}_1 - \alpha_1 \mathbf{p}_1) + \gamma_0 \right] \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta_3 \quad (3.7)$$

şeklinde ifade edilir.

Dedektördeki  $\gamma_0$  parametresi aşağıdaki ifadenin yerine yazılmıştır.

$$N \log \left( \frac{\|\mathbf{y}_1\|^2}{N} \right) + N$$

Yukarıda tanımlanan karar mekanizmasındaki bilinmeyen parametrelerin optimum değerlerini bulabilmek için aşağıdaki optimizasyon probleminin çözülmesi gerekir.

$$\mathcal{P}_x^\varepsilon \begin{cases} \max_{\alpha_1, \mathbf{X}, \tau_x} & \log \det(\mathbf{X}) - (\mathbf{y}_1 - \alpha_1 \mathbf{p}_1)^\dagger \mathbf{X} (\mathbf{y}_1 - \alpha_1 \mathbf{p}_1) \\ \text{s.t.} & \|\mathbf{X} - \tau_x \mathbf{I}\|_2 \leq \varepsilon \\ & \alpha_1, \tau_x \in \mathcal{C} \end{cases}$$

Bu problemin çözülebilmesi için bilinmeyen  $\tau_x$  parametresi  $\bar{\tau}_x$  olarak tanımlan bir sabite atanarak optimizasyon problemi tekrar yazılmıştır.

$$\mathcal{P}(\bar{\tau}) \begin{cases} \max_{\alpha_1, \mathbf{X}_1} & \log \det(\mathbf{X}) - (\mathbf{y}_1 - \alpha_1 \mathbf{p}_1)^\dagger \mathbf{X} (\mathbf{y}_1 - \alpha_1 \mathbf{p}_1) \\ \text{s.t.} & \|\mathbf{X} - \bar{\tau}_x \mathbf{I}\|_2 \leq \varepsilon \\ & \mathbf{X} \succ \mathbf{0} \\ & \alpha_1 \in \mathcal{C} \end{cases}, \quad (3.8)$$

Bu optimizasyon probleminin çözümü ile  $\alpha_1$  parametresi maksimize edilmekte ve  $\mathbf{X}$  parametresinin  $\Psi_x$  bölgesi içerisindeki optimum değeri bulunmaktadır.

$\mathcal{P}(\bar{\tau})$  probleminin optimum sonucu aşağıda verilmiştir.

$$\alpha_1^* = \mathbf{p}_1^\dagger \mathbf{y}_1$$

$$\mathbf{X}^*(\bar{\tau}_x) = \mathbf{V}_0 \mathbf{diag}(\lambda^*(\bar{\tau}_x)) \mathbf{V}_0^\dagger$$

Burada,  $\mathbf{V}_0$  birimsel (unitary) matristir ve [13]'de ayrıntılı olarak anlatılmıştır. Denklem ??'daki,  $\lambda(\bar{\tau}_x)^*$  vektörü  $\mathbf{X}$  matrisinin öz değerlerinden oluşmaktadır:

$$\lambda^*(\bar{\tau}_x) = [\lambda_1^*(\bar{\tau}_x), \dots, \lambda_N^*(\bar{\tau}_x)]$$

Bu vektörün optimum sonucunu bulmak için aşağıdaki optimizasyon problemi çözülür.

$$\mathcal{P}''(\bar{\tau}) \begin{cases} \max_{\lambda} & \sum_{i=1}^N \log(\lambda_i) - \gamma \lambda_N \\ \text{s.t.} & |\lambda_i - \bar{\tau}_x| \leq \varepsilon, \quad i = 1, \dots, N \\ & \lambda_i > 0, \quad i = 1, \dots, N \end{cases}$$

Optimizasyon probleminin çözümü sonucunda her bir öz değer  $\bar{\tau}_x$  parametresine bağlı olarak aşağıdaki gibi bulunur. ( $\gamma = \|\mathbf{y}_1 - \alpha_1 \mathbf{p}_1\|^2$ )

$$\begin{aligned} \lambda_i^*(\bar{\tau}_x) &= \tau_x + \varepsilon, & i = 1, \dots, N-1 \\ \lambda_i^*(\bar{\tau}_x) &= \min(\tau_x + \varepsilon, \max(\tau_x - \varepsilon, \frac{1}{\gamma})), & i = N \end{aligned} \quad (3.9)$$

Daha sonra, Denklem 3.9'dan yola çıkılarak Denklem 3.7 aşağıdaki gibi tekrar düzenlenir.

$$t(\varepsilon) = \max_{\tau_x \in \mathcal{R}} G(\tau_x) + N \log \left( \frac{\|r_1\|^2}{N} \right) + N \begin{matrix} H_1 \\ > \\ H_0 \end{matrix} \eta_4 \quad (3.10)$$

Denklemdeki  $G(\tau_x)$  fonksiyonu aşağıdaki gibidir.

$$G(\tau_x) = \sum_{i=1}^N G_i(\tau_x) = \sum_{i=1}^N \log \lambda_i^*(\tau_x) - \gamma \lambda_N^*(\tau_x).$$

Bir sonraki aşamada, Denklem 3.8'de biliniyor kabul edilen  $\tau_x$  parametresinin kestirimi yapılmalıdır. Bu parametre aşağıdaki optimizasyon problemi çözülerek bulunur.

$$\mathcal{P}'' \begin{cases} \max_{\tau_x} & G(\tau_x) \\ \text{s.t.} & \tau_x > 0 \end{cases}$$

Denklem 3.11'deki  $G_i(\tau_x)$  bileşenleri aşağıdaki gibi ifade edilir ( $i = 1, \dots, N$ ).

$$\begin{cases} G_i(\tau_x) = \log(\tau_x + \varepsilon), \quad i = 1, \dots, N-1 \\ G_i(\tau_x) = \log \lambda_N^*(\tau_x) - \gamma \lambda_N^*(\tau_x), \quad i = N \end{cases}$$

$G(\tau_x)$  fonksiyonunun davranışının belirlenebilmesi için iki durumun incelenmesi gerekmektedir:

1.  $0 \leq \varepsilon < \frac{1}{\gamma}$ .

Bu senaryoda,  $\tau$  parametresi aşağıdaki aralıkta tanımlanmaktadır.

$$0 < \frac{1}{\gamma} - \varepsilon < \tau_x < \frac{1}{\gamma} + \varepsilon$$

Bu durumda,  $G(\tau_x)$  fonksiyonu aşağıdaki gibidir.

1.1.  $0 < \tau_x \leq \varepsilon$

$$G(\tau_x) = \begin{cases} N \log(\tau_x + \varepsilon) - \gamma(\tau_x + \varepsilon) & , \tau_x \leq \frac{1}{\gamma} - \varepsilon \\ (N-1) \log(\tau_x + \varepsilon) - \log(\gamma) - 1 & , \tau_x > \frac{1}{\gamma} - \varepsilon \end{cases}$$

1.2.  $\tau_x > \varepsilon$

$$G(\tau_x) = \begin{cases} N \log(\tau_x + \varepsilon) - \gamma(\tau_x + \varepsilon) & , \tau_x \leq \frac{1}{\gamma} - \varepsilon \\ (N-1) \log(\tau_x + \varepsilon) - \log(\gamma) - 1 & , \frac{1}{\gamma} - \varepsilon < \tau_x \leq \frac{1}{\gamma} + \varepsilon \\ (N-1) \log(\tau_x + \varepsilon) + \log(\tau_x - \varepsilon) - \gamma(\tau_x - \varepsilon) & , \tau_x > \frac{1}{\gamma} + \varepsilon \end{cases}$$

2.  $\varepsilon > \frac{1}{\gamma}$ .

Bu senaryoda,  $\tau$  parametresi aşağıdaki aralıkta tanımlanmaktadır.

$$\frac{1}{\gamma} - \varepsilon < 0 < \tau_x < \frac{1}{\gamma} + \varepsilon$$

Bu durumda,  $\tau_x$  parametresi negatif bir değer olamayacağı için,  $G(\tau_x)$  fonksiyonu aşağıdaki gibidir.

2.1.  $0 < \tau_x \leq \varepsilon$

$$G(\tau_x) = (N-1) \log(\tau_x + \varepsilon) - \log(\gamma) - 1$$

2.2.  $\tau_x > \varepsilon$ .

$$G(\tau_x) = \begin{cases} (N-1) \log(\tau_x + \varepsilon) - \log(\gamma) - 1 & , \tau_x < \frac{1}{\gamma} + \varepsilon \\ (N-1) \log(\tau_x + \varepsilon) + \log(\tau_x - \varepsilon) - \gamma(\tau_x - \varepsilon) & , \tau_x \geq \frac{1}{\gamma} + \varepsilon \end{cases}$$

Öncelikle,  $0 \leq \varepsilon < \frac{1}{\gamma}$  olduğunu varsayalım. Bu durumda,  $\tau_x < \varepsilon$  iken,  $G(\tau_x)$  artan bir fonksiyondur. Aynı zamanda,  $\tau_x > \varepsilon$  iken de  $(0, \frac{1}{\gamma} + \varepsilon]$  aralığında  $G(\tau_x)$  artan bir fonksiyondur. Şimdi,  $\tau_x > \frac{1}{\gamma} + \varepsilon$  durumunu inceleyelim. Bu bölgede,  $G(\tau_x)$  fonksiyonu aşağıdaki gibidir.

$$G(\tau_x) = (N - 1) \log(\tau_x + \varepsilon) + \log(\tau_x - \varepsilon) - \gamma(\tau_x - \varepsilon)$$

İkinci türevi sıfırdan küçük olduğu için,

$$\frac{d^2G(\tau_x)}{d\tau_x^2} < 0,$$

bu fonksiyon içbükey (konkav) özellik gösterir. Dolayısıyla  $[\frac{1}{\gamma} + \varepsilon, \infty]$  aralığında  $\tau_x$  parametresinin optimum değeri aşağıdaki işlem sonucunda belirlenir.

$$\frac{dG(\tau_x)}{d\tau_x} = 0 \Big|_{\tau_x = \tau_x^*}.$$

$G(\tau_x)$  fonksiyonunun birinci türevi aşağıdaki gibidir.

$$\frac{dG(\tau_x)}{d\tau_x} = \frac{-\gamma\tau_x^2 + N\tau_x + \gamma\varepsilon^2 - \varepsilon(N - 2)}{(\tau_x + \varepsilon)(\tau_x - \varepsilon)} \quad (3.11)$$

Bu fonksiyonu sıfır yapan kökler,

$$\tau_{x1} = \frac{N - \sqrt{N^2 - 4\gamma(\varepsilon(N - 2) - \gamma\varepsilon^2)}}{2\gamma}$$

ve

$$\tau_{x2} = \frac{N + \sqrt{N^2 - 4\gamma(\varepsilon(N - 2) - \gamma\varepsilon^2)}}{2\gamma}$$

olarak bulunur.

Bulunan  $\tau_{x1}$  ve  $\tau_{x2}$ 'nin uygun kökler olabilmeleri için  $[\frac{1}{\gamma} + \varepsilon, \infty)$  aralığında olmaları gerekir.  $\tau_{x1}$ 'in  $\frac{1}{\gamma} + \varepsilon$  değerinden büyük olabilmesi için  $1 - N$  sıfırdan büyük olmalıdır. Ancak  $N \geq 1$  olduğu için bu değer pozitif çıkamaz. Bu sebeple,  $\tau_{x1}$  uygun bir kök değildir. Diğer yandan,  $\tau_{x2}$ 'in  $\frac{1}{\gamma} + \varepsilon$  değerinden büyük olabilmesi için  $1 - N$  sıfırdan küçük olmalıdır. Dolayısıyla,  $\tau_{x2}$  değeri 3.11 için uygun bir köktür.

Burada,  $\tau_x = \pm\varepsilon$  değerlerinin türev fonksiyonunu sonsuza götürdüğü görülmektedir. Ancak, ilgilenilen aralıkta  $\tau_x > \frac{1}{\gamma} + \varepsilon$  olduğu için bu değerler göz ardı edilebilir. İncelenmesi gereken  $\varepsilon > \frac{1}{\gamma}$  bölgesinde de benzer şekilde  $G(\tau_x)$  fonksiyonunu maksimize edecek optimum değer  $\tau_{x2}$  olarak bulunur. Özetle, yukarıdaki işlemler sonucunda,  $G(\tau_x) = \sum_{i=1}^N G_i(\tau_x)$  fonksiyonun iç bükey bir fonksiyon olduğu belirlenmiştir. Bu fonksiyonu maksimize edecek  $\tau_x$  değeri aşağıdaki gibi bulunur.

$$\tau_x^* = \frac{N + \sqrt{N^2 + 4\gamma\varepsilon(\gamma\varepsilon - N + 2)}}{2\gamma} \quad (3.12)$$

Bu durumda, Denklem 3.10'da tanımlanan karar mekanizması, Denklem 3.12'ye bağlı olarak aşağıdaki gibi yeniden yazılır.

$$t(\varepsilon) = G(\tau_x) + N \log \left( \frac{\|y_1\|^2}{N} \right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta_5 \quad (3.13)$$

### Heterojen Ortam:

Heterojen ortamlarda, algılayıcı tasarlanırken ikincil veri setine ait her elemanın farklı spektral özelliklere sahip olduğu varsayılmaktadır. Böyle durumlarda, ikincil veri setinin elemanları olan  $\mathbf{y}_k (k = 1, \dots, K)$  vektörlerinin her birinin kovaryans matrisi birbirinden farklıdır.

Bu tez çalışmasında, heterojen ortamlar için, ikincil verinin ortak pdf'ine ait kovaryans matrisinin MLE değeri Bölüm 2.2.1'de anlatıldığı gibi *Fixed Point Estimate* yöntemi kullanılarak belirlenmiştir. Dolayısıyla, Denklem 3.3'de tanımlanan GLRT, heterojen ortamlar için aşağıdaki gibi yeniden tanımlanabilir.

$$\frac{\max_{\alpha \in C, \mathbf{M} \in \Psi} f_1(\mathbf{y}; \alpha, \mathbf{M})}{\max_{\tau \in R, \mathbf{M} = \hat{\mathbf{M}}_{FPE}} f_0(\mathbf{y}; \tau, \mathbf{M})} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta_1,$$

Bu karar mekanizmasındaki,  $H_1$  hipotezine ait ortak ilinti matrisi aşağıda gösterilmektedir.

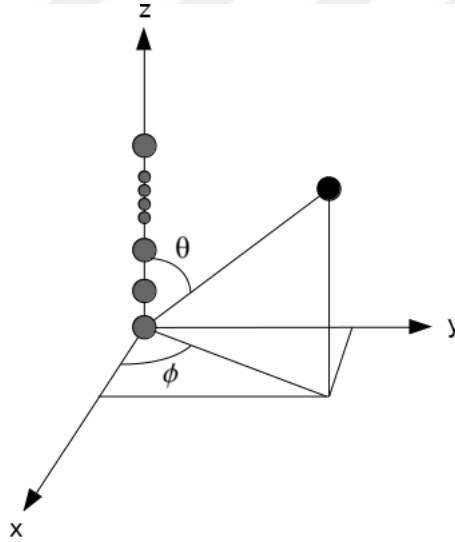
$$\mathbf{M} = \tau \hat{\mathbf{M}}_{FPE} + \Sigma$$

Bu dedektörün, kısmi-homojen ortamlar için tasarlanan dedektörden tek farkı gürültü kovaryans matrisi olarak  $\mathbf{S}$  yerine  $\hat{\mathbf{M}}_{FPE}$  matrisini kullanmasıdır.

### 3.3 Performans Analizi

#### 3.3.1 Sistem Modeli

Bu tez çalışmasında oluşturulan sistem, aynı lokasyonda bulunan alıcı ve verici antene sahip monostatik bir radar içermektedir. Bu anten, sensör dizisi olarak tanımlanmaktadır. Sensör dizisi, birbirinden eşit uzaklıkta  $N_a$  adet elemandan oluşmaktadır. Bahsedilen sistem Şekil 3.4’de gösterilmiştir.



Şekil 3.4: Sensör dizisinin koordinat sistemi üzerinde gösterimi

Bozucu etki (aliasing) oluşmasını önlemek için sensörler arasındaki uzaklık dalga boyunun yarısından ( $\lambda/2$ ) küçük olmalıdır. Çizelge 3.1, sistem modeli içerisinde kullanılan radar parametrelerinin listesini göstermektedir.

Bölüm 3.1’de tanımlanan radar veri küpünün benzeri Şekil 3.5’de tekrar çizilmiştir. Bu veri küpünün boyutları yavaş-zaman, hızlı-zaman ve anten faz merkezleri olarak tanımlanmaktadır.

Çizelge 3.1: Radar Parametreleri

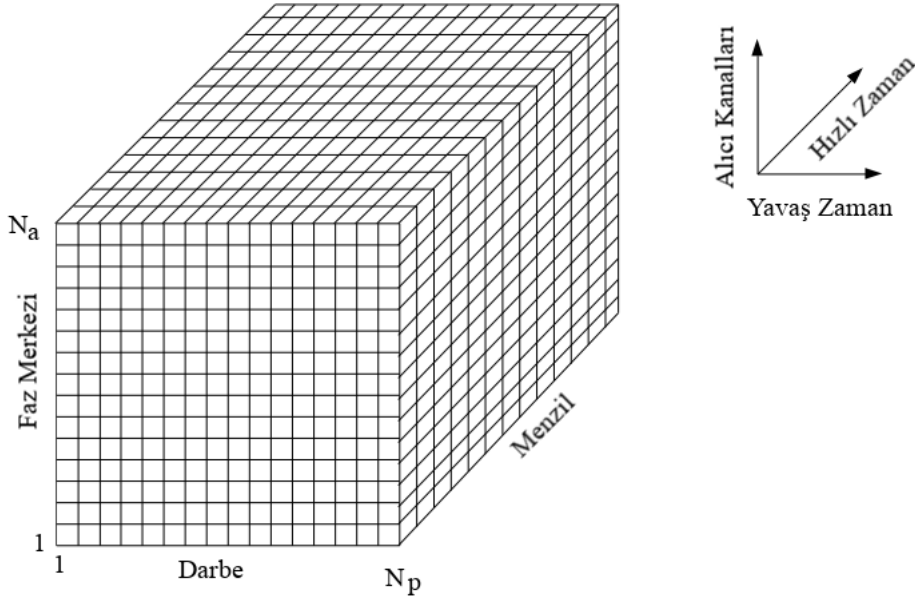
Parametre	Açıklama
$N_a$	Sensör Sayısı
$N_p$	Darbe Sayısı
$f_c$	Taşıyıcı Frekansı
$\lambda$	Dalga Boyu
$d$	Sensörler Arası Mesafe
$v_d$	Hedef Doppler Frekansı
$v_s$	Hedef Uzamsal (Spatial) Frekansı

Hedefin görüş-hattı bileşeninin yavaş-zamandaki geliş doğrultusu aşağıda tanımlanmaktadır.

$$\mathbf{a}_d(v_d) = [1 \ \epsilon^{(j2\pi v_d)} \ \dots \ \epsilon^{(j2\pi(N_p-1)v_d)}]^T$$

Görüş-hattı bileşeninin uzamsal (her bir anten faz merkezi için) geliş doğrultusu ise aşağıdaki gibidir.

$$\mathbf{a}_s(v_s) = [1 \ \epsilon^{(j2\pi v_s)} \ \dots \ \epsilon^{(j2\pi(N_a-1)v_s)}]^T$$



Şekil 3.5: Radar Veri Küpü



Bu durumda,  $\mathbf{a}_d(v_d)$  ve  $\mathbf{a}_s(v_s)$  vektörlerinin Kronecker çarpımı ile görüş-hattından alınan veriye ait vektör aşağıdaki gibi oluşturulur.

$$\alpha \mathbf{p} = \mathbf{a}_d(v_d) \otimes \mathbf{a}_s(v_s) = \alpha \times \begin{bmatrix} (a_{d_0} a_{s_0}) \\ (a_{d_0} a_{s_1}) \\ \vdots \\ (a_{d_{N_p}} a_{s_{N_a}}) \end{bmatrix}$$

Bir sonraki bölümde anlatılan benzetim sonuçları elde edilirken işlem yükünü azaltmak adına hedefin görüş hattı bileşeninin geliş doğrultusu  $N_a$  adet antenden tek bir darbenin alındığı düşünülerek aşağıdaki gibi modellenmiştir.

$$\mathbf{p} = \mathbf{v}(\theta) = \frac{1}{\sqrt{N}} \left[ 1, \exp^{i2\pi \frac{d}{\lambda} \sin(\theta)} \right]$$

Burada, sinyalin dalga boyu olan  $\lambda$ , 0.3 alınmıştır. Anten dizisi elemanları arasındaki mesafe olan  $d$ ,  $\lambda/2$  kabul edilmiştir. Hedefte ait sinyalin, antenin ana hüzmelerinin maksimum kazançla baktığı noktadan alındığı varsayılarak  $\theta = 0$  kabul edilmiştir. Bunlara ek olarak, hedefin uzak alanda (far field) olduğu düşünülmektedir.

Hedefin çok-yol bileşeni modellenirken, anten hüzmelerinin ana lobundan 4 adet ve yan loblarından 4 adet olmak üzere toplam 8 adet çok-yol sinyali alındığı varsayılmıştır. Bu sinyallerin geliş doğrultuları düzgün dağılımlı rastgele değişkenler olarak modellenmiştir. Bu çok-yol sinyallerinin genlikleri, görüş hattı bileşeninin genliği olan  $\alpha$  değerine bağlı olarak aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır.

$$\alpha_i = \alpha \frac{x_i}{\sqrt{L}}, i = 1, \dots, 8.$$

Burada,  $x_i$  parametresi sıfır ortalamalı, kompleks Gauss dağılımlıdır ve çok-yol sinyallerinin bir önceki paragrafta bahsedilen geliş doğrultularını modellemektedir.  $L$  parametresi ise, çok-yol bileşenlerinde yansıma ve saçılmaya bağlı meydana gelen kaybı modellemektedir.

Oluşturulan hipotez testine göre,  $H_1$  hipotezi altında birincil verinin ortak ilinti matrisi hem gürültü hem de çok-yol bileşenlerine ait bilgi içermektedir ve aşağıdaki gibi modellenmiştir.

$$\mathbf{M} = \sigma_c^2 \bar{\mathbf{M}} + \sigma_n^2 \mathbf{I} + \Sigma(\alpha, L).$$

$H_0$  hipotezi altında ise birincil verinin ortak ilinti matrisi çok-yol bileşenlerine ait bilgi içermemektedir.

$$\mathbf{M} = \sigma_c^2 \bar{\mathbf{M}} + \sigma_n^2 \mathbf{I}.$$

Ortak ilinti matrisinin  $\sigma_c^2 \bar{\mathbf{M}}$ ,  $\sigma_n^2 \mathbf{I}$  ve  $\Sigma(\alpha, L)$  bileşenleri sırasıyla kargaşayı, alıcı cihazın ısı gürültüsünü ve çok-yol bileşenlerini temsil etmektedir. Kargaşanın normalize kovaryans matrisi  $\bar{\mathbf{M}}$ 'in dağılımı aşağıdaki gibidir [20].

$$\bar{\mathbf{M}}(n, m) = e^{-(n-m)^2/2}, n = 1, \dots, N_a, m = 1, \dots, N_p.$$

Çok-yol bileşenine ait kovaryans matrisi

$$\Sigma(\alpha, L) = \sum_{i=1}^8 \frac{|\alpha|^2}{L} \mathbf{v}(\theta_i) \mathbf{v}(\theta_i)^\dagger,$$

olarak modellenmektedir [13].

### 3.3.2 Benzetim Sonuçları

Bu bölümde, önerilen algılayıcının kısmi-homojen ve heterojen ortamlar için performans analizi yapılmaktadır. Performans sonuçları, sabit bir Yanlış Alarm Olasılığı,  $P_{fa}$ , değeri için SNR'a bağlı Tespit Olasılığı,  $P_d$ , grafikleri çizilerek elde edilmektedir.

Yanlış Alarm Olasılığı, yani hedef mevcut değilken  $H_1$  hipotezinin doğru kabul edilme olasılığı aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$P_{fa} = P[t > \eta; H_0]$$

Hedef Tespit Olasılığı, yani hedef mevcutken  $H_1$  hipotezinin doğru kabul edilme olasılığı ise aşağıdaki gibi gösterilebilir.

$$P_d = P[t > \eta; H_1]$$

Bölüm 3.1’de oluşturulan hipotez testine göre,  $P_{fa}$  ve  $P_d$  değerlerinin kapalı-form ifadeleri bulunamayacağı için SNR -  $P_d$  grafikleri Monte Carlo benzetimi ile elde edilmektedir. Hesaplama yükünü azaltmak adına,  $P_{fa}$  değeri  $10^{-2}$  olarak atanmıştır. Monte Carlo benzetimine göre, atanan  $P_{fa}$  değerini sağlayabilmek adına eşik değeri ( $\eta$ ),  $100/P_{fa}$  bağımsız hesaplanamın ardından belirlenmektedir. Eşik değeri belirlendikten sonra, karar mekanizması ( $t$ )  $H_1$  hipotezi altında eşik değeri ile  $10^4$  kere karşılaştırılmaktadır.  $P_d$  değeri, karar mekanizmasının eşik değerini geçtiği (hedef tespitin doğru yapıldığı) karşılaştırma (test) sonuçlarına bağlı olarak hesaplanmaktadır. Her SNR için  $P_d$  değeri bu şekilde hesaplanarak SNR -  $P_d$  grafikleri elde edilmektedir.

### Kısmi-Homojen Ortam:

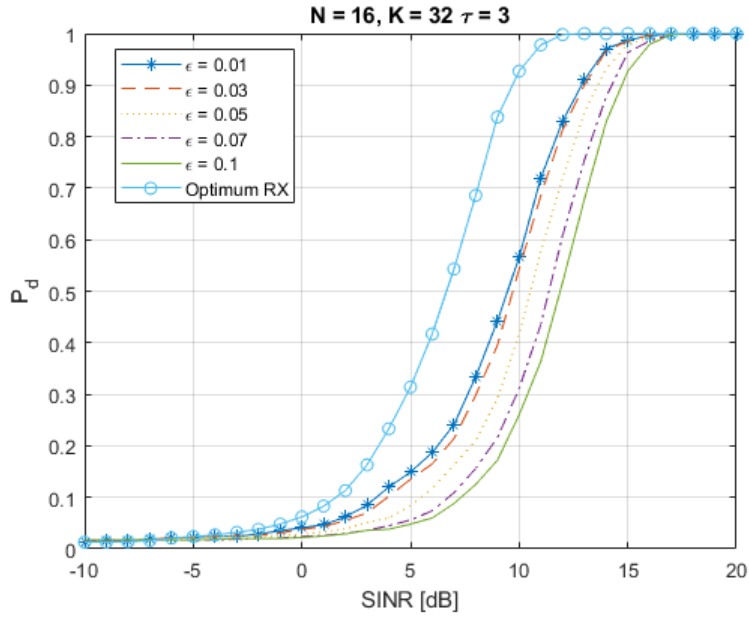
Kısmi-homojen ortamlar için geliştirilen ve Bölüm 3.2’de detayları açıklanan dedektörün performans analizi farklı senaryolarla ve farklı yoğunluklardaki çok-yol etkisi altında gerçekleştirilmektedir. Karşılaştırma yapmak amacıyla, önerilen algılayıcı ile birlikte Optimum Algılayıcı, ACE, AMF ve GLRT’nin (Kely’nin Dedektörü) de performans sonuçları gösterilmektedir.

Optimum Algılayıcı, Denklem 3.3’de oluşturulan Genelleştirilmiş Benzerlik Oran Testi’ndeki kovaryans matrisi ile ilgili bilinmeyen parametrelerin ( $\tau, \mathbf{M}, \Sigma$ ) biliniyor olduğu kabul edilerek tasarlanmıştır. Dolayısıyla, GLRT sadece  $\alpha$  parametresi bilinmiyor varsayılarak çözülmüştür. Optimum Algılayıcı için karar mekanizması aşağıdaki gibidir.

$$t_{\text{OPT}} = \mathbf{y}^\dagger (\tau \bar{\mathbf{M}})^{-1} \mathbf{y} - \mathbf{y}^\dagger (\tau \bar{\mathbf{M}} + \Sigma)^{-1} \mathbf{y} + \frac{|\mathbf{y}^\dagger (\tau \bar{\mathbf{M}} + \Sigma)^{-1} \mathbf{p}|^2}{\mathbf{y}^\dagger (\tau \bar{\mathbf{M}} + \Sigma)^{-1} \mathbf{y}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta_{\text{OPT}} \quad (3.14)$$

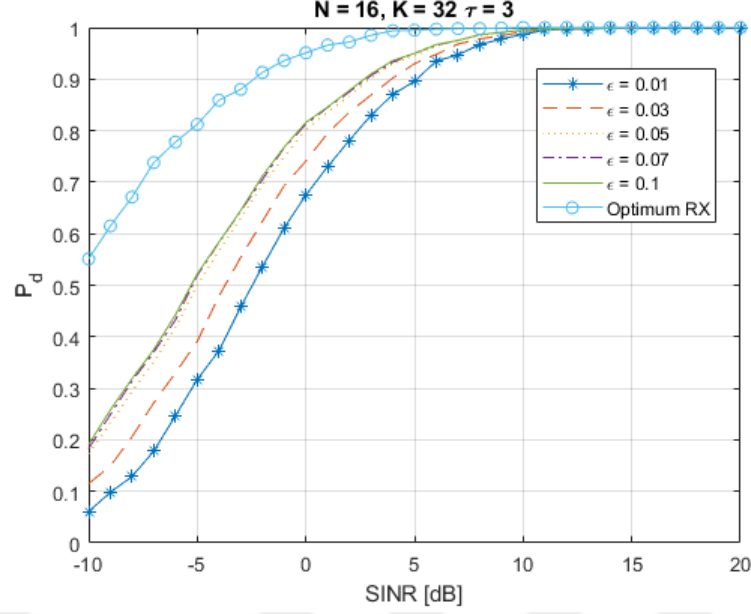
Daha sonra, çoklu-yol etkilerinin olmadığı ve olduğu iki ortamda farklı  $\epsilon$  değerleri ile  $N = 16$  ve  $K = 32$  için önerilen dedektörün davranışı  $SNR - P_d$  grafikler çizilerek incelenmiştir. Karşılaştırma yapabilmek amacıyla, grafikler üzerinde Optimum Algılayıcı'nın da davranışı gösterilmektedir.

Şekil 3.6'da çoklu-yol etkisinin gözlemlenmediği bir ortamda ( $L \gg 0$ ) farklı  $\epsilon$  değerleri için geliştirilen dedektöre ait  $SNR - P_d$  grafiği gösterilmektedir. Önerilen Dedektör için,  $\epsilon$  parametresinin yükselmesi ortamdaki çoklu-yol etkisinin miktarının arttığını belirtmektedir. Oysa ki, çoklu-yol etkisi olmayan bir ortamda birincil verinin ortak ilinti matrisinin gürültünün ortak ilinti matrisine benzemesi beklenmektedir ( $\Sigma \simeq 0$ ). Dolayısıyla, Şekilde de görüldüğü gibi,  $\epsilon$  değeri arttıkça geliştirilen dedektörün  $P_d$  değeri Optimum Algılayıcıya göre düşmektedir.



Şekil 3.6: Önerilen Dedektörün Çok-Yol Etkisiz Ortamda  $P_d$  - SNR Grafiği,  $N = 16$ ,  $K = 32$ ,  $P_{fa} = 10^{-2}$

Şekil 3.7'de ise aynı analiz çoklu-yol etkisi altında ( $L = 15$  dB) gerçekleştirilmektedir. Bir önceki paragrafta bahsedildiği gibi,  $\epsilon$  parametresinin yükselmesi çoklu-yol etkisinin arttığını belirtmektedir. Dolayısıyla, çoklu-yol etkisi görülen bir ortamda birincil verinin ortak ilinti matrisi gürültünün ortak ilinti matrisinden çoklu-yol miktarına bağlı olarak uzaklaşacaktır ( $\Sigma \neq 0$ ). Bu sebeple, Şekil 3.7'de görüldüğü gibi,  $\epsilon$  değeri arttıkça geliştirilen dedektörün performansı artış göstermektedir.



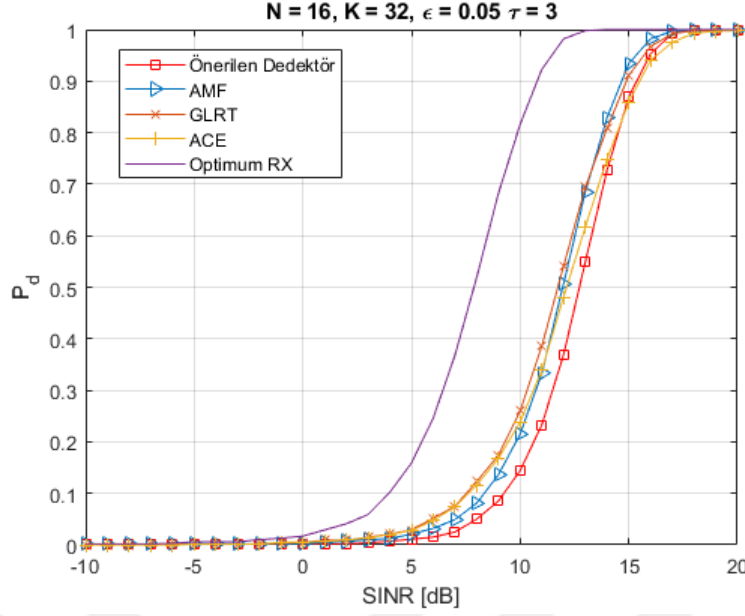
Şekil 3.7: Önerilen Dedektörün Çok-Yol Etkisi Altında  $P_d$  - SINR Grafiği,  $L = 15$  dB,  $N = 16$ ,  $K = 32$ ,  $P_{fa} = 10^{-2}$

Çizelge 3.2’de, Şekil 3.6 ve Şekil 3.7’deki iki farklı ortamın karşılaştırması yapılmaktadır. Karşılaştırma,  $P_d$  değeri 0.9 iken geliştirilen dedektörün optimum dedektöre göre kaybı hesaplanarak gerçekleştirilmektedir. Çizelgeye göre,  $\epsilon$  parametresi 0.05 ve üzeri değerler aldığı anda dedektörün davranışının çoklu-yol etkisi altında önemli oranlarda değişmediği görülmektedir. Buna bağlı olarak, aşağıdaki diğer performans analizi grafiklerinde, geliştirilen dedektörün  $\epsilon$  değeri 0.05 değerine atanmıştır.

Çizelge 3.2: Optimum Dedektöre Göre Hesaplanan Kayıp (dB),  $P_d = 0.9$

$\epsilon$	Çoklu Yol Etkisi Yok ( $L \gg 0$ dB)	Çoklu-Yol Etkisi Var ( $L = 15$ dB)
0.01	3.18	7.50
0.03	3.30	6.33
0.05	3.93	5.34
0.07	4.57	5.17
0.1	5.03	5.08

Şekil 3.8’de Önerilen Dedektör’ün davranışı çoklu-yol etkisi gözlemlenmeyen bir ortamda ( $L \gg 0$ ) Optimum Dedektör, AMF, Kelly’nin Dedektörü (GLRT) ve ACE ile karşılaştırılmaktadır. Böyle bir ortamda, bütün dedektörler yaklaşık olarak aynı performansı sergilemektedir. Önerilen Dedektör’ün performansının daha düşük

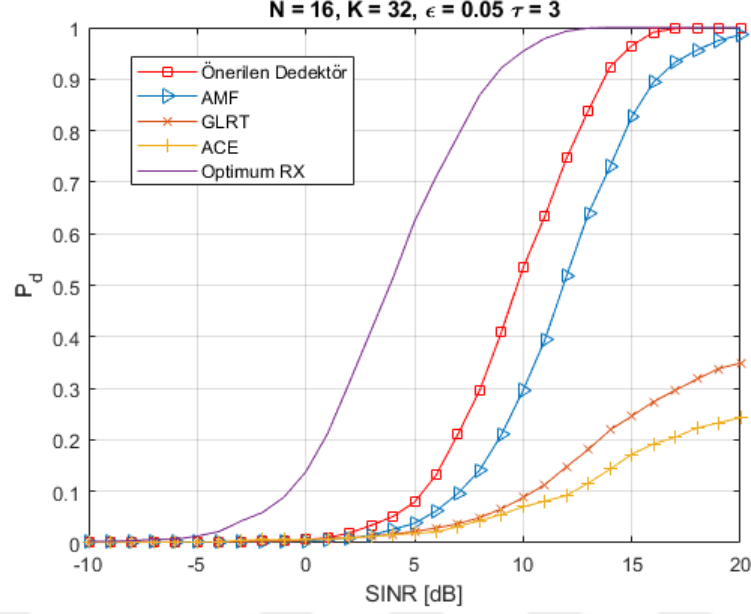


Şekil 3.8: Çoklu-Yol etkisiz ortamda Önerilen Dedektör ( $\epsilon = 0.05$ ), Optimum Dedektör, AMF, GLRT ve ACE için  $P_d$  - SINR grafiği,  $N = 16$ ,  $K = 32$ ,  $P_{fa} = 10^{-2}$

çıkmasının sebebi, çoklu-yol etkisi gözlenmediği halde  $\epsilon$  parametresine değer atanmasıdır. Çoklu-yol etkisi yokken,  $\epsilon$  değeri arttıkça birincil verinin gerçek kovaryans matrisi ile hesaplanan kovaryans arasındaki fark artmaktadır. Bu sebeple, bu senaryoda geliştirilen dedektörün performansı  $\epsilon$  değeri arttıkça düşmektedir.

Şekil 3.9'da Önerilen Dedektör'ün davranışı Optimum Dedektör, AMF, GLRT ve ACE ile çoklu-yol etkisi altında ( $L = 30$  dB) karşılaştırılmaktadır. Bu senaryoda, GLRT ve ACE dedektörlerinde ciddi performans kaybı görülmektedir. Bunun sebebi, bu dedektörlerin vericiden gönderilen sinyalin doğrultusunu alan sinyalin gerçek doğrultusu kabul etmeleri ve bu doğrultudan sapan sinyalleri hedef olarak tespit etmemeleridir. Bu sebeple, çoklu-yol senaryoları için güvenilir sonuç verememektedirler. Böyle algılayıcılar, literatürde seçici dedektörler olarak adlandırılmaktadır [18]. Diğer yandan AMF dedektörü GLRT ve ACE kadar seçici bir dedektör olmasa da, Önerilen Dedektör'e göre performansı düşüktür.

Şekil 3.10'da Önerilen Dedektör'ün davranışı diğer dedektörler ile şiddetli çoklu-yol etkisi altında ( $L = 15$  dB) karşılaştırılmaktadır. Bu senaryoda, çoklu-yol etkisi bir önceki senaryoya göre daha fazladır. Dolayısıyla, GLRT ve ACE dedektörlerinin



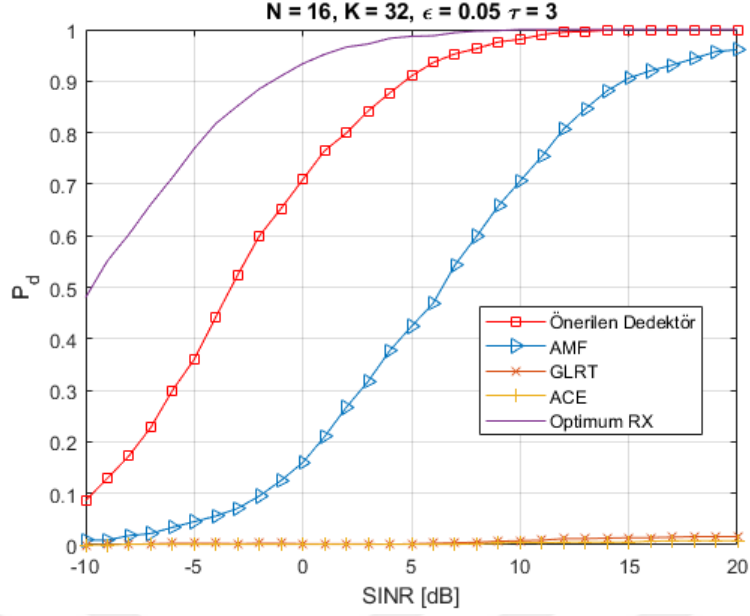
Şekil 3.9: Çoklu-Yol etkisi altında Önerilen Dedektör ( $\epsilon = 0.05$ ), Optimum Dedektör, AMF, GLRT ve ACE için  $P_d$  - SNR Grafiği,  $L = 30$  dB,  $N = 16$ ,  $K = 32$ ,  $P_{fa} = 10^{-2}$

performansı çok daha fazla düşüş göstermektedir. Diğer yandan, Önerilen Dedektör'ün AMF'e kıyasla performansı artış göstermektedir. Örneğin; önerilen dedektörün AMF'e göre kazancı  $L = 30$  dB olduğunda yaklaşık 2 dB iken  $L = 15$  dB olduğunda 10 dB'ye yükselmektedir ( $P_d = 0.9$ ).

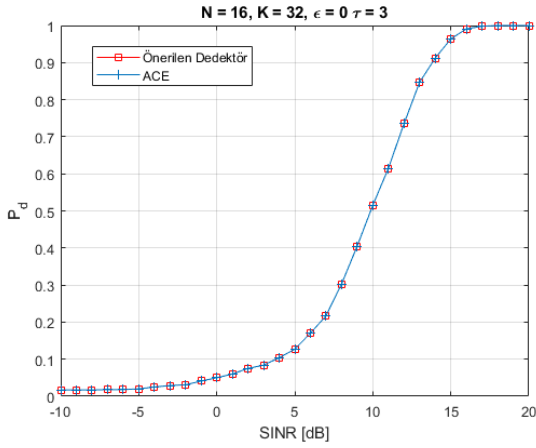
Şekil 3.11'de,  $\epsilon = 0$  olduğu durumda Geliştirilen Dedektör'ün ACE ile aynı karakteristiği gösterdiği  $SNR - P_d$  grafikleri ile gösterilmektedir. Bunun sebebi,  $\epsilon$  sıfır kabul edildiğinde, denklem 3.13'deki karar mekanizmasının aşağıdaki gibi ifade edilmesidir. Bu ifade,  $t_{ACE}$ 'nin monoton azalan fonksiyonudur.

$$t(0) = \log \left( \frac{\|\mathbf{y}_1\|^2}{\|\mathbf{y}_1 - \alpha_1 \mathbf{p}_1\|^2} \right)$$

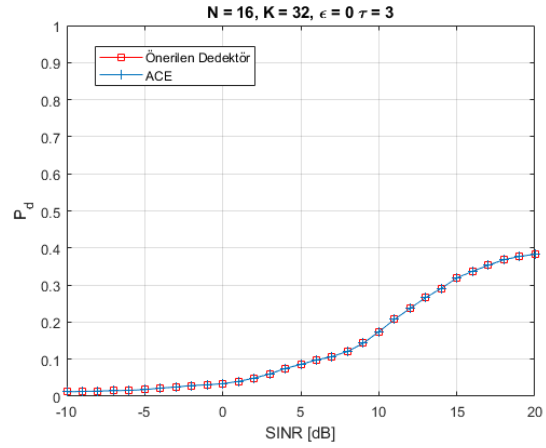
Bölüm 2.1.4'de bir GLRT'nin CFAR olabilmesi için  $H_0$  hipotezi altında tanımlı olasılık yoğunluk fonksiyonunun bilinmeyen parametrelerden bağımsız olması gerektiği söylenmiştir. Buna bağlı olarak, Şekil 3.12'de, Geliştirilen Dedektör'ün davranışı gürültü gücünü temsil eden  $\tau$  parametresindeki değişime bağlı olarak Eşik Değeri -  $\tau$  grafiği ile incelenmektedir. Şekilde görüldüğü gibi, önerilen dedektör



Şekil 3.10: Çoklu-Yol etkisi altında Önerilen Dedektör ( $\epsilon = 0.05$ ), Optimum Dedektör, AMF, GLRT ve ACE için  $P_d$  - SINR Grafiği,  $L = 15$  dB,  $N = 16$ ,  $K = 32$ ,  $P_{fa} = 10^{-2}$



(a) Çoklu-Yol Etkisiz Ortam

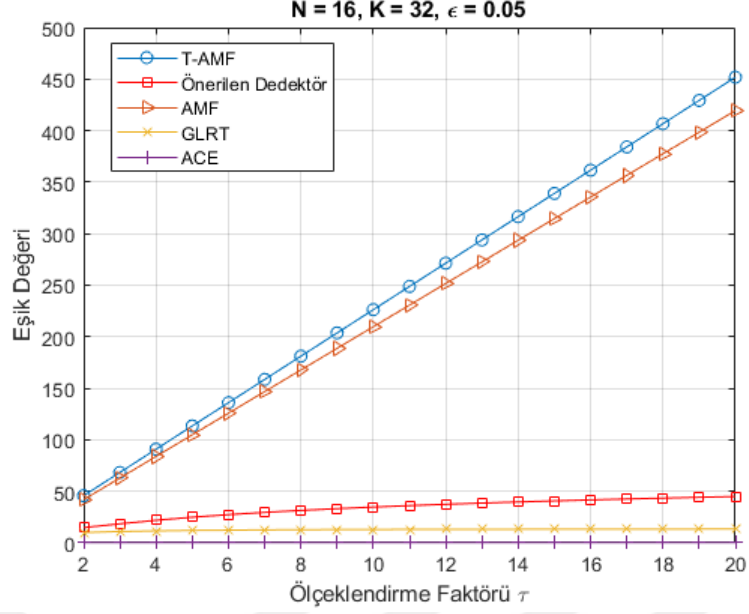


(b)  $L = 30$  dB.

Şekil 3.11: Önerilen Dedektör ve ACE için  $P_d$  - SINR grafiği,  $N = 16$ ,  $K = 32$ , and  $P_{fa} = 10^{-2}$ .

$\tau$  parametresindeki değişimlerden büyük oranda etkilenmemektedir. Diğer yandan, T-AMF ve AMF dedektörlerinin eşik değeri  $\tau$  parametresindeki değişime bağlı sürekli artış göstermektedir.





Şekil 3.12: Önerilen Dedektör ( $\epsilon = 0.05$ ), T-AMF, AMF, GLRT ve ACE için Eşik Değeri -  $\tau$  grafiği,  $L = 15$  dB,  $N = 16$ ,  $K = 32$ ,  $P_{fa} = 10^{-2}$

### Heterojen Ortam:

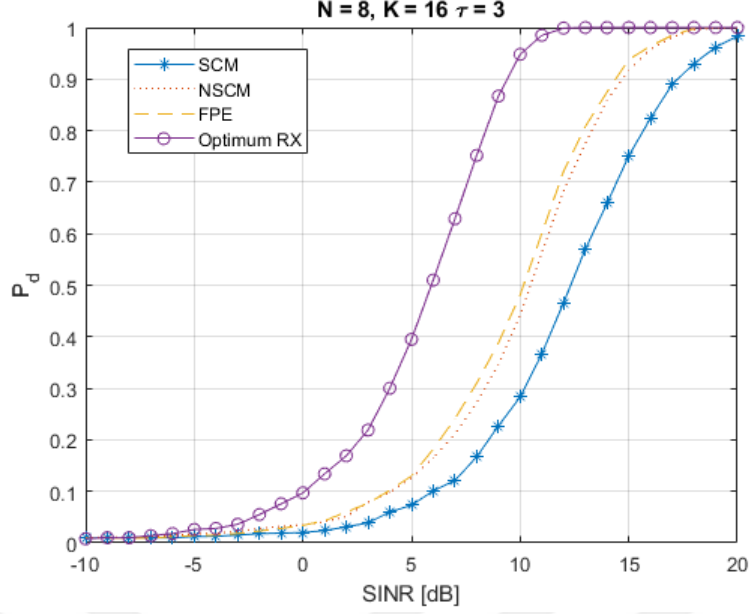
Denklem 3.3'de oluşturulan karar mekanizmasında gürültünün ortak ilinti matrisinin kestirimi ikincil veri kullanılarak yapılmaktadır. Bu GLRT'de  $H_0$  hipotezi altında ortak ilinti matrisi

$$\mathbf{M} = \hat{\mathbf{M}}$$

olarak hesaplanırken  $H_1$  hipotezi altında aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır.

$$\mathbf{M} = \tau \hat{\mathbf{M}} + \Sigma$$

Heterojen ortamlarda, ikincil verinin her bir elemanının farklı gürültü gücüne sahip olduğu varsayılmaktadır. Böyle bir senaryoda, öncelikle  $\hat{\mathbf{M}}$  yerine sırasıyla SCM, NSCM ve FPE yöntemleri ile kestirimi yapılan ortak ilinti matrisi kullanılarak önerilen dedektörün performans analizi gerçekleştirilmiştir. Performans analizi grafiklerinde ayrıca Optimum Algılayıcı'nın da sonuçları gösterilmektedir. Optimum Algılayıcı olarak, denklem 3.15'de kısmi -homojen ortamlar için kullanılan algılayıcı, heterojen ortamlar için de kullanılmıştır.

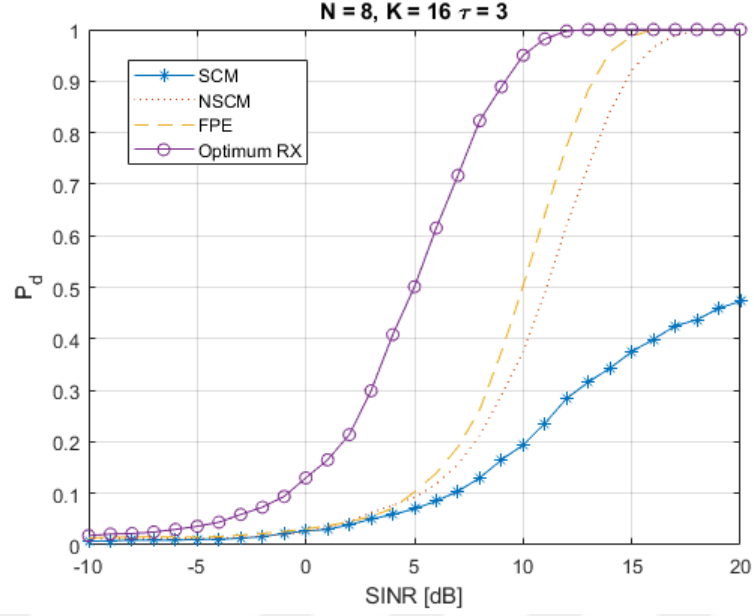


Şekil 3.13: Önerilen Dedektör'ün ( $\varepsilon = 0.05$ ) çoklu-yol etkisiz ve heterojen bir ortamda  $P_d$  - SINR Grafiği,  $N = 8$ ,  $K = 16$ ,  $P_{fa} = 10^{-2}$

Şekil 3.13'de, geliştirilen dedektörün performans analizi gürültünün heterojen dağılımlı olduğu bir ortamda ve çoklu-yol etkisi gözlemlenmeden gerçekleştirilmiştir. Grafikte görüldüğü gibi, gürültünün referans hücrelerde homojen dağılımlı olduğunu varsayan SCM yöntemi en kötü performansa sahiptir. Referans hücrelerden kestirimi yapılan ortak ilinti matrisini normalize ederek dedektör içerisinde kullanan NSCM yöntemi ile SCM'den çok daha iyi sonuç vermektedir. İteratif bir metodla ortak ilinti matrisinin kestirimini yapan FPE yöntemi ise en iyi performansı sergilemektedir.

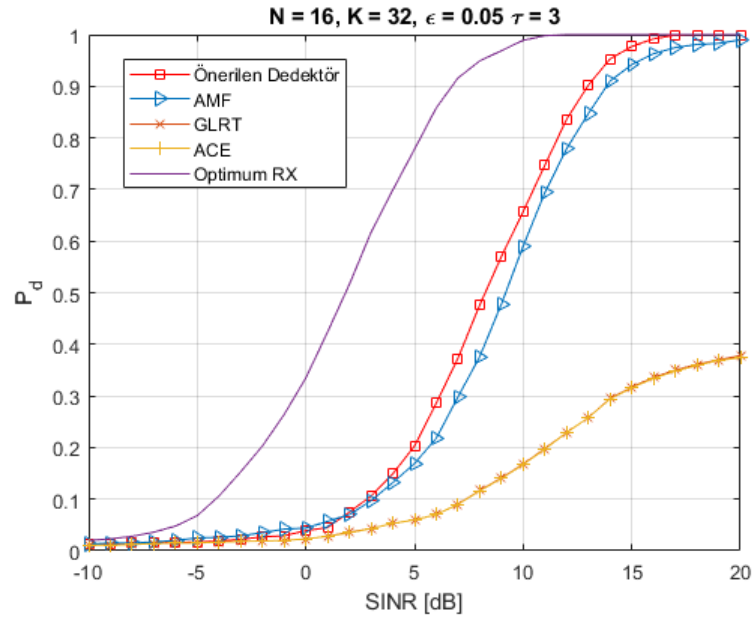
Şekil 3.14'de, geliştirilen dedektörün performans analizi gürültünün heterojen dağılımlı olduğu bir ortamda fakat bu sefer çoklu-yol etkisi altında gerçekleştirilmiştir. Grafikte görüldüğü gibi, bu senaryoda da FPE yöntemi en iyi performansa sahiptir.

Şekil 3.15'de, geliştirilen dedektör literatürde bulunan diğer dedektörler ile heterojen ortamda ve çok-yol etkisi altında karşılaştırılmıştır. Tüm dedektörler ortak ilinti matrisi kestirimi olarak FPE yöntemi ile elde edilen  $\hat{\mathbf{M}}_{\text{FPE}}$  matrisini kullanmaktadır. Kısmi-homojen ortamlar için elde edilen grafiklere benzer şekilde, heterojen ortam senaryosunda da önerilen dedektör çoklu-yol etkisi altında diğer dedektörlere göre daha iyi sonuç vermektedir.



Şekil 3.14: Önerilen Dedektör'ün ( $\epsilon = 0.05$ ) çoklu-yol etkisi altında ve heterojen bir ortamda  $P_d$  - SNR Grafiği,  $L = 30$  dB,  $N = 8$ ,  $K = 16$ ,  $P_{fa} = 10^{-2}$

FPE yönteminin tercih edilmesinin diğer bir sebebi, Bölüm 2.1.4'de bahsedildiği gibi hem ortak ilinti matrisi hem de hücreden hücreye değişen gürültü gücü için CFAR özelliği göstermesidir.



Şekil 3.15: Heterojen ortamda Önerilen Dedektör ( $\epsilon = 0.05$ ), AMF, GLRT ve ACE için  $P_d$  - SNR Grafiği,  $L = 30$  dB,  $N = 16$ ,  $K = 32$ ,  $P_{fa} = 10^{-2}$



#### 4. SONUÇ

Bu tez çalışmasında, nokta benzeri hedeflerin çoklu-yol sömürüsü ile uyarlamalı sezimi kısmi-homojen ve heterojen ortamlarda ele alınmıştır. Kısmi-homojen ortam senaryosu için dedektör geliştirilirken birincil verinin ortak ilinti matrisinin ikincil veri ile kestirimi yapılan ortak ilinti matrisinden skalar bir gürültü ölçeklendirme faktörü kadar farklı olduğu varsayılmıştır. Bu senaryoda ikincil verinin her bir elemanının aynı spektral özellikleri paylaştığı düşünülerek ortak ilinti matrisi kestirilmektedir. Heterojen ortam senaryosunda ise ikincil verinin her bir elemanına aynı kovaryans matrisi paylaştığı fakat gürültü güçlerinin birbirinden birbirinden farklı olduğu düşünülerek birincil verinin ortak ilinti matrisi kestirimi yapılmıştır. Gürültü sinyalinin dışında hedef sinyalinin modellenmesine yönelik de çalışmalar yapılmıştır. Hedef sinyali, deniz kargaşası gibi pürüzlü bir yüzeyden yansıdığı varsayılarak, görüş-hattı ve çoklu-yol bileşenlerinin üstdüşümü olarak modellenmiştir. Daha sonra, birincil verinin hem gürültü bileşenine hem de hedefin çoklu-yol bileşenine ait bilgi barındıran ortak ilinti matrisinin ikincil veri ile elde edilen matrise benzediği varsayılarak Genelleştirilmiş Benzerlik Oranı Testi oluşturulmuştur. Birincil verinin ortak ilinti matrisi ile ikincil veriden elde edilen matris arasındaki benzerlik gürültü ölçeklendirme faktörüne bağlıdır. Aynı zamanda, benzerlik bölgesi çoklu-yol miktarının sıklığına göre ayarlanabilmektedir. Yapılan performans analizleri önerilen dedektörün ACE'ye benzer şekilde gürültü ölçeklendirme faktöründeki değişimlerden büyük ölçüde bağımsız olduğunu ve çoklu-yol etkisi altında geleneksel dedektörlerden daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur.



## Kaynakça

- [1] **De Maio, A. and Greco, M.S.** *Modern Radar Detection Theory*. Electromagnetics and Radar. Institution of Engineering and Technology, 2015.
- [2] **J. Kelly, Edward.** An adaptive detection algorithm. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, AES-22:115 – 127, 04 1986.
- [3] **F. C. Robey and D. R. Fuhrmann and E. J. Kelly and R. Nitzberg.** A cfar adaptive matched filter detector. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 28(1):208–216, Jan 1992.
- [4] **S. Kraut and L. L. Scharf.** The cfar adaptive subspace detector is a scale-invariant glrt. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 47(9):2538–2541, Sep. 1999.
- [5] **K. D. Ward and C. J. Baker and S. Watts.** Maritime surveillance radar. i. radar scattering from the ocean surface. *IEE Proceedings F - Radar and Signal Processing*, 137(2):51–62, April 1990.
- [6] **A. Farina and F. Gini and M. V. Greco and L. Verrazzani.** High resolution sea clutter data: statistical analysis of recorded live data. *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, 144(3):121–130, June 1997.
- [7] **E. Conte and A. De Maio.** Mitigation techniques for non-gaussian sea clutter. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 29(2):284–302, April 2004.
- [8] **E. Conte and M. Longo.** Characterisation of radar clutter as a spherically invariant random process. *IEE Proceedings F - Communications, Radar and Signal Processing*, 134(2):191–197, April 1987.
- [9] **E. Conte and M. Lops and G. Ricci.** Asymptotically optimum radar detection in compound-gaussian clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 31(2):617–625, April 1995.
- [10] **E. Conte and A. De Maio and G. Ricci.** Covariance matrix estimation for adaptive cfar detection in compound-gaussian clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 38(2):415–426, April 2002.
- [11] **H. T. Hayvaci and A. De Maio and D. Erricolo.** Improved detection probability of a radar target in the presence of multipath with prior knowledge of the environment. *IET Radar, Sonar Navigation*, 7(1):36–46, Jan 2013.

- [12] **S. Kraut and L. L. Scharf and L. T. McWhorter.** Adaptive subspace detectors. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 49(1):1–16, Jan 2001.
- [13] **A. Aubry and A. De Maio and G. Foglia and D. Orlando.** Diffuse multipath exploitation for adaptive radar detection. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 63(5):1268–1281, March 2015.
- [14] **Richards, M.A. and Holm, W.A. and Scheer, J.** *Principles of Modern Radar: Basic Principles.* Electromagnetics and Radar. Institution of Engineering and Technology, 2010.
- [15] **Richards, M.A.** *Fundamentals of Radar Signal Processing.* Professional Engineering. Mcgraw-hill, 2014.
- [16] *Fundamentals Of Statistical Processing, Volume 2: Detection Theory.* Prentice-Hall signal processing series. Pearson Education, 2009.
- [17] **Ward, J.** *Space-time Adaptive Processing for Airborne Radar.* Technical report (Lincoln Laboratory). Massachusetts Institute of Technology, Lincoln Laboratory, 1994.
- [18] **Orlando, Danilo and Bandiera, Francesco and Ricci, Giuseppe.** *Advanced Radar Detection Schemes Under Mismatched Signal Models.* Morgan and Claypool Publishers, 2009.
- [19] **E. Conte and A. De Maio and G. Ricci.** Recursive estimation of the covariance matrix of a compound-gaussian process and its application to adaptive cfar detection. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 50(8):1908–1915, Aug 2002.
- [20] **S. Barbarossa and A. Farina.** Space-time-frequency processing of synthetic aperture radar signals. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 30(2):341–358, April 1994.



## ÖZGEÇMİŞ

**Ad-Soyad** : Seden Hazal Gülen  
**Uyruğu** : TC  
**Doğum Tarihi ve Yeri** : 12.11.1992 Çankaya  
**E-posta** : sgulen@etu.edu.tr

### ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2015, Çankaya Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi,  
Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği

### MESLEKİ DENEYİM VE ÖDÜLLER:

Yıl	Yer	Görev
2015-2016	TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi	Burslu YL Öğrencisi
2016-Halen Çalışıyorum	TÜBİTAK İLTAREN	Araştırmacı

**YABANCI DİL:** İngilizce

### TEZDEN TÜRETİLEN YAYINLAR, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- Gulen, S.H., Hayvaci, H.T., 2019. Adaptive Detection With Diffuse Multipath Exploitation in Partially Homogeneous Environments, Sensor Signal Processing for Defence Conference, May 9-10, Brighton, England.

### DİĞER YAYINLAR, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- Alaydin, J.G, Gulen, S.H., Trocan, M., Toreyin, B.U., 2014. Graph-cut-based compression algorithm for compressed-sensed image acquisition. Signal Processing and Communications Conference, April 23-25, Trabzon, Turkey.