

TOBB EKONOMİ VE TEKNOLOJİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**ÇOK-YOL SÖMÜRÜSÜ RADAR İLE BİLGİ DESTEKLİ UYARLAMALI
ALGILAMA**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Utku KUMBUL

Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Harun Taha HAYVACI

ARALIK 2017

Fen Bilimleri Enstitüsü Onayı

.....
Prof. Dr. Osman EROĞUL
Müdür

Bu tezin Yüksek Lisans derecesinin tüm gereksinimlerini sağladığımı onaylarım.

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

TOBB ETÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 151211011 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi **Utku KUMBUL**'un ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı "**ÇOK-YOL SÖMÜRÜSÜ RADAR İLE BİLGİ DESTEKLİ UYARLAMALI ALGILAMA**" başlıklı tezi **01.12.2017** tarihinde aşağıda imzaları olan jüri tarafından kabul edilmiştir.

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

Jüri Üyeleri : **Prof. Dr. Ali KARA (Başkan)**
Atılım Üniversitesi

Doç. Dr. İmam Şamil YETİK
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.

Utku KUMBUL

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

ÇOK-YOL SÖMÜRÜSÜ RADAR İLE BİLGİ DESTEKLİ UYARLAMALI

ALGILAMA

Utku KUMBUL

TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Harun Taha HAYVACI

Tarih: Aralık 2017

Radar, elektromanyetik dalgayı ilgilenen hedefe veya bölgeye gönderen ve hedeflerden yansıyan elektromanyetik dalgaları alarak hedef ve bölge hakkında tespit, takip, görüntüleme gibi fonksiyonları gerçekleştiren bir sistemdir. Radar bir çok elemandan oluşur ve içerisinde bulunan bu elemanlardan biri de algılayıcıdır. Algılayıcı, hedeften yansıyan elektromanyetik dalgaları aldıktan sonra hedef tespiti hakkında karar verir. Ortamda bulunan gürültü biçimine ve istenmeyen dış kaynaklı sinyallerin etkisine göre algılayıcılar hatalı çalışabilir ve ciddi performans kaybı yaşayabilir. Bu yüzden zor şartlarda çalışabilecek uyarlamalı algılayıcı tasarlamak günümüzde elektronik harp sistemlerinde ciddi önem taşımaktadır. Bu tez çalışmasında, literatürdeki mevcut uyarlamalı algılayıcılardan farklı olarak ortamdaki çok-yol sinyallerini sömürmek için yeni bir yöntem sunulmuş ve çok-yol yansımalarını sömüren, ortamın bilinmeyen gürültü değişkenlerini kestiren ve kendisini buna göre uyarlayan yeni bir algılayıcı tasarlanmıştır. Elde edilen algılayıcının performansı, var olan çeşitli uyarlamalı algılayıcılar ile tespit olasılığı cinsinden karşılaştırılmıştır. Belirgin ve ayırt edilebilir çok-yol yansımalarının olduğu ortamlarda daha iyi tespit performansı sağladığı gösterilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Uyarlamalı algılama, Çok-yol sömürüsü

ABSTRACT

Master of Science

KNOWLEDGE-AIDED ADAPTIVE DETECTION WITH MULTIPATH EXPLOITATION RADAR

Utku KUMBUL

TOBB University of Economics and Technology

Institute of Natural and Applied Sciences

Electrical and Electronics Engineering Science Programme

Supervisor: Asst. Prof. Harun Taha HAYVACI

Date: December 2017

Radar is a system that performs functions such as detection, tracking and imaging about the target and region by sending electromagnetic waves to the interested target or region and receiving reflecting electromagnetic waves from the target. Radar consists of many elements and one of these elements is the detector. Detector decides on the target detection once it receives the reflected electromagnetic waves from the target. Depending on the effects of unwanted external signals and the noise in the environment, detectors may misoperation and have huge performans loss. Therefore, designing an adaptive detector that can operate under harsh conditions is of great importance in modern electronic warfare systems. In this thesis, unlike existing adaptive detectors in the literature, a new approach to exploit multipath returns for adaptive target detection is proposed and a new detector that exploits multipath returns, estimates the unknown noise parameters of the environment and adjust itself accordingly is designed. The performance of the obtained detector is compared with various existing adaptive detectors in terms of probability of detection. It is shown that better detection performance is achieved when there is a significant resolvable multipath returns.

Keywords: Adaptive detection, Multipath exploitation

TEŐEKKÜR

Çalıőmalarım boyunca deęerli yardım ve katkılarıyla beni yönlendiren hocam Harun Taha HAYVACI'ya, kıymetli tecrübelerinden faydalandığım TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendislięi Bölümü öğretim üyelerine, yüksek lisans programı süresince bana burs saęlayan TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi'ne ve destekleriyle her zaman yanımda olan aileme ve arkadaşlarıma çok teőekkür ederim.



İÇİNDEKİLER

| | <u>Sayfa</u> |
|---|--------------|
| ÖZET | iv |
| ABSTRACT | v |
| TEŞEKKÜR | vi |
| İÇİNDEKİLER | vii |
| ŞEKİL LİSTESİ | viii |
| ÇİZELGE LİSTESİ | ix |
| KISALTMALAR | x |
| SEMBOL LİSTESİ | xi |
| 1. GİRİŞ | 1 |
| 1.1 Radar Sistemleri | 1 |
| 1.2 Çok-yol Sinyalleri Nedir?..... | 2 |
| 1.3 Tez Kapsamı | 2 |
| 1.4 Tez Organizasyonu..... | 3 |
| 2. RADAR SEZİM KURAMI | 5 |
| 2.1 Beyaz Gauss Gürültü Ortamında Tespit | 6 |
| 2.2 Sabit Yanlış Alarm Oranı..... | 7 |
| 2.3 Uyarlamalı Algılama | 8 |
| 3. UYARLAMALI ALGILAYICI VE ÇOK-YOL SÖMÜRÜSÜ | 11 |
| 3.1 Problemin Modellenmesi..... | 11 |
| 3.2 Algılayıcı Tasarımı..... | 12 |
| 4. SİMÜLASYONLAR | 19 |
| 5. SONUÇLAR | 31 |
| KAYNAKLAR | 33 |
| ÖZGEÇMİŞ | 37 |

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

| | |
|---|----|
| Şekil 1. 1 : Radarın ana alt elemanları ve temel çalışma yapısı. | 1 |
| Şekil 3. 2 : Yer düzlemi üzerindeki radar-hedef geometrisi. | 11 |
| Şekil 4. 1 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=70$ dB, $\epsilon=0.5$, $\Psi=10$ derece. | 21 |
| Şekil 4. 2 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=70$ dB, $\epsilon=0.1$, $\Psi=10$ derece. | 22 |
| Şekil 4. 3 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=70$ dB, $\epsilon=0.25$, $\Psi=10$ derece. | 22 |
| Şekil 4. 4 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=70$ dB, $\epsilon=0.75$, $\Psi=10$ derece. | 23 |
| Şekil 4. 5 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=70$ dB, $\epsilon=1$, $\Psi=10$ derece. | 23 |
| Şekil 4. 6 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=30$ dB, $\epsilon=0.5$, $\Psi=10$ derece. | 24 |
| Şekil 4. 7 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=20$ dB, $\epsilon=0.5$, $\Psi=10$ derece. | 25 |
| Şekil 4. 8 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=30$ dB, $\epsilon=0.5$, $\Psi=8$ derece. | 26 |
| Şekil 4. 9 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=30$ dB, $\epsilon=0.5$, $\Psi=6$ derece. | 27 |
| Şekil 4. 10 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=30$ dB, $\epsilon=0.5$, $\Psi=4$ derece. | 27 |
| Şekil 4. 11 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=30$ dB, $\epsilon=0.5$, $\Psi=2$ derece. | 28 |

ÇİZELGE LİSTESİ

| | <u>Sayfa</u> |
|--|--------------|
| Çizelge 4. 1 : $L=70$ dB için farklı ε seçiminin T-AMF üzerindeki performans etkisi..... | 23 |
| Çizelge 4. 2 : $L=30$ dB için farklı Ψ değerlerinin MP-AMF üzerindeki performans etkisi..... | 28 |



KISALTMALAR

| | |
|---------------|---|
| AMF | Adaptive Matched Filter |
| EKT | Elektronik Karşı Tedbir |
| EKKT | Elektronik Karşı Karşı Tedbir |
| GLRT | Generalized Likelihood Ratio Test |
| LR | Likelihood Ratio |
| MF | Matched Filter |
| MLE | Maximum Likelihood Estimate |
| MP-AMF | Multipath Adaptive Matched Filter |
| OYF | Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu |
| RADAR | Radio Detection and Ranging |
| SD | Subspace Detector |
| SINR | Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio |
| SYAO | Sabit Yanlış Alarm Oranı |
| T-AMF | Tunable Adaptive Matched Filter |
| UMP | Uniformly Most Powerful |

SEMBOL LİSTESİ

Bu çalışmada kullanılmış olan simgeler açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

| Simgeler | Açıklama |
|---------------|--|
| H_0 | Sadece gürültünün var olduğu hipotez |
| H_1 | Gürültü ve yararlı hedef verilerinin var olduğu hipotez |
| i | Kullanılan sensör numarası belirteci |
| I | Sensör sayısı |
| j | Sanal sayı birimi |
| K | İkincil veri için kullanılan sensör sayısı |
| L | Çok-yol yansıması zayıflatma değişkeni |
| N | Kullanılan sensör sayısı |
| C | Gürültünün ortak değişinti matrisi |
| S | Gürültünün ortak değişinti matrisinin kestirimi |
| H | Altuzay matrisi |
| n | Gürültü vektörü |
| p | Hedeften doğrudan gelen yansımalar için yön vektörü |
| s | Hedeften çokyollu gelen yansımalar için yön vektörü |
| r | Alınan sinyal vektörü |
| α_1 | Doğrudan gelen yansımayla ilgili bilinmeyen deterministik karmaşık katsayı |
| α_2 | Çokyollu gelen yansımayla ilgili bilinmeyen deterministik karmaşık katsayı |
| η | Eşik değeri |
| exp | Üstel fonksiyonu |
| Σ | Toplam sembolü |
| $log(x)$ | Logaritma fonksiyonu |
| $ln(x)$ | Doğal logaritma fonksiyonu |
| $(.)^T$ | Transpoz sembolü |
| $(.)^\dagger$ | Konjuge transpoz sembolü |
| $det(.)$ | Determinant sembolü |
| $p(x)$ | Olasılık yoğunluk fonksiyonu |
| $L(x)$ | Benzerlik Oranı |
| $T(x)$ | Test istatistiği |
| $E[.]$ | Beklenen değer sembolü |
| \mathbb{R} | Gerçek sayılar seti |
| \mathbb{C} | Karmaşık sayılar seti |
| $*$ | Karmaşık konjuge sembolü |
| $\hat{\cdot}$ | Kestirim sembolü |
| $\ x\ $ | Vektörün öklit normu |
| $ \cdot $ | Mutlak değer sembolü |
| θ | Beyazlatılmış gözlem uzayındaki doğrudan gelen yansımanın yön vektörü ile çokyollu gelen yansımanın yön vektörü arasındaki açı |

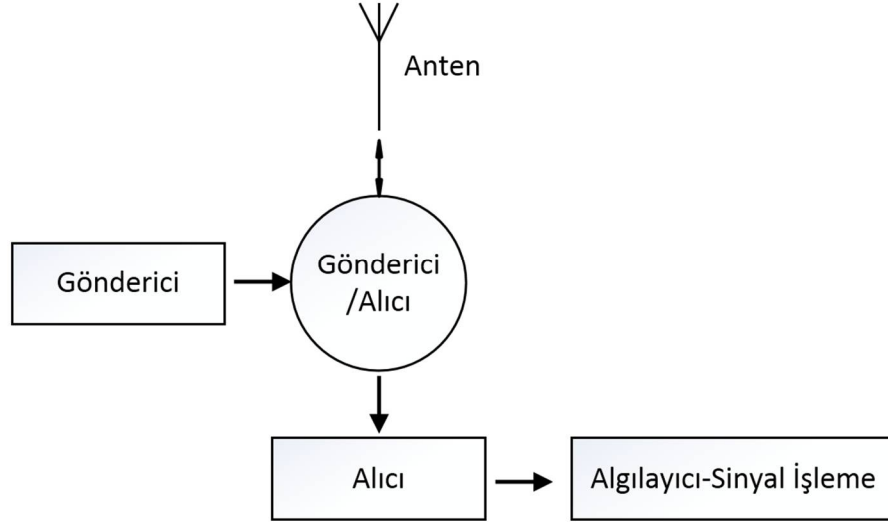
| | |
|------------------|---|
| ϵ | Gürültünün ortak deęişinti matrisinin belirsizlik bölgesinin belirleyen deęişken |
| λ^* | Optimum çözüm |
| $v(\mathcal{P})$ | Eniyileme problemi |
| P_d | Tespit olasılığı |
| P_{fa} | Yanlış alarm olasılığı |
| d | Sensörler arası mesafe |
| ϕ | Doğrudan gelen yansımanın geliş açısı |
| ψ | Doğrudan gelen yansımanın geliş açısıyla çok-yol yansımasının geliş açısı arasındaki fark |
| σ^2 | Beyaz Gauss gürültüsü varyansı |
| λ | Dalga boyu |



1. GİRİŞ

1.1 Radar Sistemleri

“Radio Detection and Ranging” sözcüğünün kısaltılması olan Radar, bir hedefin varlığını saptamak ve hedef hakkında hız, konum gibi bilgiler toplamak için tasarlanmıştır [1]. Temel çalışma prensibi olarak radar; elektromanyetik dalgayı ilgilenen hedefe veya bölgeye gönderir ve hedeflerden yansıyan elektromanyetik dalgaları alarak hedef veya bölge hakkında tespit, takip, görüntüleme gibi fonksiyonları gerçekleştirir. Radar bu fonksiyonları yerine getirebilmesi için bir çok alt elemandan oluşur. Bir radarın çalışması için temelde dört ana alt eleman gereklidir. Bunlar; gönderici, alıcı, anten ve algılayıcı-sinyal işleme birimidir [2]. Radarın ana alt elemanları ve temel çalışma yapısı Şekil 1.1’de gösterilmiştir.



Şekil 1. 1 : Radarın ana alt elemanları ve temel çalışma yapısı.

Gönderici, elektromanyetik dalgayı oluşturan alt birimdir. Anten, göndericiden aldığı elektromanyetik dalgaları ortama yayan ve ortamdan gelen elektromanyetik dalgaları alan birimdir. Alıcı ise antenden gelen elektromanyetik dalgayı alan birimdir. Gönderici-alıcı anahtarı, ana alt eleman olmamakla birlikte tek anten yapısı kullanılan radar konfigürasyonlarında gönderici ve alıcı arasındaki izolasyonu sağlayarak gönderici ve alıcının aynı anda antene bağlanmasını sağlar. Algılayıcı-

sinyal işleme birimi ise gelen sinyali belli aşamalardan geçirerek analiz eden ve hedef tespiti hakkında karar veren birimdir [3]. Radarlar temelde bu dört ana alt elemandan oluşsa da alt elemanların detayları kullanılan radardan radara farklılık gösterir. Radarın harp içerisindeki faydalarının özellikle II. Dünya Savaşı sırasında görülmesi ile birlikte, radara olan ilgi tüm dünyada giderek artmış ve daha karmaşık sistemler haline gelmiştir [4]. Günümüzde, radar sistemleri sivil uygulamalarda kullanılmakla birlikte elektronik harp sistemleri için oldukça önem taşımaktadır. Radar sistemlerini aldatmak için geliştirilen Elektronik Karşı Tedbir (EKT) ve radarın aldatmalara karşı etkinliğini arttıran Elektronik Karşı Karşı Tedbir (EKKT) teknikleri elektronik harp konusunun temel içeriğini oluşturmaktadır [5], [6].

1.2 Çok-yol Sinyalleri Nedir?

Çok-yol sinyalleri, elektromanyetik dalganın hedefe çarptıktan sonra saçılan enerjinin bir kısmının alıcıya birçok farklı yayılım yaptıktan sonra ulaşmasıdır ve gelişmiş elektromanyetik modelleme yoluyla detaylı olarak çalışılmıştır [7]. Çok-yol sinyalleri şehirleşmenin yoğun olduğu bölgelerdeki hedef tespitinde veya yüzeye yakın hareket eden hedeflerin tespitinde oldukça görülmektedir [8].

Geleneksel radar sistemlerinde, yalnızca doğrudan gelen sinyaller değerli veya bilgilendirici düşünülür ve çok-yol sinyallerinin etkisini azaltmak için çeşitli teknikler kullanılır. Fakat son zamanlardaki çalışmalarda çok-yol yansımalarını sömürerek, ortam hakkında fazladan bilgi ve daha iyi sezim kestirim performansı sağlanabildiği gözlemlenmiştir [9]-[15]. Bu sebeple, çok-yol sinyallerini ekarte etmek yerine onları sömürerek yararımıza kullanma konusu son zamanlarda oldukça ilgi görmektedir.

1.3 Tez Kapsamı

Bu tezde, çok-yol sömürü radarı ile noktasal hedefler için uyarlamalı algılama incelenmiş ve ortamın bilinmeyen gürültü değişkenlerini kestiren ve kendisini buna göre uyarlayan yeni bir algılayıcı tasarlanmıştır. Tasarlanan bu algılayıcı, literatürdeki mevcut uyarlamalı algılayıcılardan farklı olarak ortamdaki çok-yol sinyallerini yeni bir yöntem ile sömürmektedir. Bu maksatla hedeften gelen sinyal, ortak değişinti matrisi bilinmeyen sıfır ortalamalı karmaşık dairesel Gauss dağılımlı

gürültü ile doğrudan gelen yansıma ve bilgi destekli çok-yol yansımasının toplamı olarak modellenmiştir. Elde edilen algılayıcının performansı, var olan çeşitli uyarlamalı algılayıcılar ile tespit olasılığı cinsinden karşılaştırılmıştır. Dikkate değer ve ayırt edilebilir çok-yol yansımalarının olduğu ortamlarda, tasarladığımız uyarlamalı algılayıcının daha düşük sinyal-gürültü oranı ile aynı tespit olasılığını sağladığı gözlemlenmiştir. Bunun olası getirisi ve uygulaması olarak, var olan uyarlamalı algılayıcılara kıyasla aynı sinyal gönderim gücünü kullanarak daha uzaktaki hedeflerin tespitinin sağlanması veya aynı uzaklıktaki daha küçük radar kesit alanına sahip hedeflerin tespitinin iyileşmesi düşünülebilir.

1.4 Tez Organizasyonu

Bölüm 1’de radar sistemlerine ve çok-yol sinyallerine kısaca giriş yapılmıştır. Bölüm 1.1’de radar sistemlerinin işlevi ve temel çalışma yapısı incelenirken; çok-yol sinyallerinin nasıl oluştuğu, hangi ortamlarda sık görüldüğü ve hedef tespitine olan etkisi Bölüm 1.2’de değerlendirilmiştir. Bölüm 1.3’te bu tezin genel olarak amacı ve içeriği açıklanmış; Bölüm 1.4’te tezin organizasyon yapısı sunulmuştur. Bölüm 2’de radar sezim kuramına giriş yapılmıştır. Beyaz Gauss gürültü ortamında tespit konusuna Bölüm 2.1’de, sabit yanlış alarm oranı konusuna Bölüm 2.2’de, uyarlamalı algılama konusuna Bölüm 2.3’de değinilmiştir. Bölüm 3’de çok-yol sömürsü yapan uyarlamalı algılayıcı için problem modellenmiş ve modellemeye karşılık gelen uyarlamalı algılayıcı tasarlanmıştır. Bölüm 4’te ise tez çalışmasında elde edilen uyarlamalı algılayıcı, mevcut uyarlamalı algılayıcılar ile çeşitli çok-yol yansıma senaryoları için tespit olasılığı cinsinden karşılaştırılmış ve performansı değerlendirilmiştir. Son olarak Bölüm 5’te, yapılan çalışma kısaca özetlenmiş ve sonuçlar verilmiştir.



2. RADAR SEZİM KURAMI

Radar çalışma ilkesinde, gönderilen elektromanyetik dalga hedefe çarpar, hedef üzerinde akım indükler ve indüklenen akım hedef üzerinden geri yansır. Fakat hedeften yansıyan elektromanyetik dalgaya ek olarak zeminden ve ortamdaki diğer yüzeylerden yansıyan elektromanyetik dalgalarda gelir ve anten tarafından yakalanarak alıcıya iletilir. Bu tarz istenmeyen yansımalar parazit yansımalar olarak adlandırılır. Buna ilaveten hedeften yansıyıp gelen sinyal ortamdaki gürültü ile birleşerek gelir. Ortamdaki gürültüyü oluşturan dört farklı etken vardır. Birinci etken, içsel ve dışsal elektrik gürültüsüdür. İkinci etken, hedef yansımaya ek olarak ortamdaki yansıyıp gelen parazit yansımalarıdır. Üçüncü etken, ortamdaki diğer sivil yayınlardır. Dördüncü etken ise radarı aldatmak ve karıştırmak için üretilen EKT yayınlardır. Gürültü ile birlikte gelen hedef sinyalinden, gürültüyü ekarte ederek yararlı bilgiyi çıkarıp işlemek ve hedef tespiti yapabilmek alıcı-sinyal işleme biriminin temel görevidir [16].

Gürültüye gömülü yararlı hedef bilgilerini çıkarmak için radar sezim kuramındaki genel yaklaşım ikili hipotez testidir [17].

$$\begin{aligned} H_0 &: \text{Sadece gürültü verilerini içeriyor} \\ H_1 &: \text{Gürültü ve yararlı hedef verilerini içeriyor} \end{aligned} \quad (2.1)$$

Denklem (2.1)'de gösterildiği gibi H_0 hipotezi sadece gürültünün var olduğu durumu, H_1 hipotezi ise hem gürültü hem de yararlı hedef verilerinin olduğu durumu içermektedir. Radar bu iki hipotezden birini seçerek hedef var veya hedef yok tespiti hakkında doğru kararı vermeye çalışır. Karar verme sürecinde iki farklı hata meydana gelebilir:

- 1) Tip I hatası: H_0 (hedef yok) doğru iken H_1 (hedef var) seçme hatası. Radarda bu tip hataya yanlış alarm denir.
- 2) Tip II hatası: H_1 (hedef var) doğru iken H_0 (hedef yok) seçme hatası. Radarda bu tip hataya kaçan tespit denir.

Bu tarz hataları en aza indirmek ve optimum karar verme kuralını tasarlamak için en çok kullanılan iki yaklaşım vardır; Bayes ve Neyman-Pearson yaklaşımları. Bayes yaklaşımı, yanlış H_0 ve H_1 seçimlerinin önceden belirlenen olma olasılıklarını maliyet katsayıları ile çarparak Bayes maliyet fonksiyonunu oluşturur ve bu fonksiyonu en aza indirmeye çalışır. Neyman-Pearson yaklaşımı ise tip I hatasını sabit tutarken diğer hatayı en aza indirmeye çalışır. Diğer bir deyişle sabit yanlış alarm olasılığı kısıtlaması altında, kaçan tespit olasılığını en aza indirmeye ve dolayısıyla tespit olasılığını maksimuma çıkarmaya çalışır. Bayes veya Neyman-Pearson yaklaşımlarından hangisinin daha uygun olduğu eldeki problemin yapısına göre değişmektedir [18].

2.1 Beyaz Gauss Gürültü Ortamında Tespit

Beyaz Gauss gürültüsü içine gömülü bilinen deterministik sinyali algılama problemine karşılık gelen hipotez testi aşağıdaki gibidir.

$$\begin{aligned} H_0 : r[i] &= n[i] & i &= 0, 1, \dots, I-1 \\ H_1 : r[i] &= p[i] + n[i] & i &= 0, 1, \dots, I-1 \end{aligned} \quad (2.2)$$

Burada, $r[i]$ radar tarafından alınan sinyali, $p[i]$ hedef sinyalini ve $n[i]$ sıfır ortalamalı σ^2 değışintiye sahip beyaz Gauss gürültüsünü göstermektedir. Bu problem için Neyman-Pearson yaklaşımıyla tasarlanan test istatistiğı aşağıdaki gibidir [19].

$$L(\mathbf{r}) = \frac{p(\mathbf{r}; H_1)}{p(\mathbf{r}; H_0)} \underset{H_0}{\underset{H_1}{\geq}} \eta \quad (2.3)$$

Burada, $\mathbf{r} = [r[0]r[1] \dots r[I-1]]^T$ ve

$$p(\mathbf{r}; H_1) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{I}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=0}^{I-1} (r[i] - p[i])^2 \right] \quad (2.4)$$

$$p(\mathbf{r}; H_0) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{I}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=0}^{I-1} r^2[i] \right] \quad (2.5)$$

Bu bilgiler ışığında Denklem (2.3)'ü tekrar yazacak olursak,

$$L(\mathbf{r}) = \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2} \left(\sum_{i=0}^{I-1} (r[i] - p[i])^2 - \sum_{i=0}^{I-1} r^2[i] \right) \right] \underset{H_0}{\overset{H_1}{\leq}} \eta \quad (2.6)$$

Eşitliğin her iki tarafında logaritmasını alırsak,

$$l(\mathbf{r}) = \ln L(\mathbf{r}) = -\frac{1}{2\sigma^2} \left(\sum_{i=0}^{I-1} (r[i] - p[i])^2 - \sum_{i=0}^{I-1} r^2[i] \right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \ln \eta \quad (2.7)$$

$$l(\mathbf{r}) = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=0}^{I-1} r[i]p[i] - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=0}^{I-1} p^2[i] \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \ln \eta \quad (2.8)$$

Denklemdaki $s[n]$ terimi biliniyor kabul ettiğimiz için veriye bağlı olmaz ve enerjisini eşik değerine dahil edebiliriz. Bu durumda,

$$T(\mathbf{r}) = \sum_{i=0}^{I-1} r[i]p[i] \underset{H_0}{\overset{H_1}{\leq}} \sigma^2 \ln \gamma + \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{I-1} p^2[i] \quad (2.9)$$

Son olarak denklemin sağ tarafını yeni bir eşik değeri şeklinde gösterirsek,

$$T(\mathbf{r}) = \sum_{i=0}^{I-1} r[i]p[i] \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta' \quad (2.10)$$

Denklem (2.10)'da elde ettiğimiz test istatistiği bu problem için optimum Neyman-Pearson algılayıcısıdır ve radar sinyal işlemedeki ismi MF (Matched Filter)'dir [19].

2.2 Sabit Yanlış Alarm Oranı

Radar sinyal işleme konusunda karşılaşılan zorluklardan birisi, şiddetli doğal veya insan yapımı parazit yankılarının mevcut olduğu ortamlarda güvenilir hedef tespiti sağlamaktır. Bölüm 2.1'de gösterildiği üzere beyaz Gauss gürültü ortamındaki optimum algılayıcı MF'dir. Fakat gürültünün istatistiksel bilgilerinin hızlı değiştiği

veya bilinmediği ortamlarda, uyarlamalı olmayan algılayıcıların hata alarm oranı kontrol edilemez ve güvenilir hedef tespiti sağlanamaz. MF gibi uyarlamalı olmayan algılayıcıların hedef ve gürültü değişkenlerini biliniyor kabul etmesinden dolayı, tasarım ve çalışılan ortam arasında oluşabilecek uyumsuzluk çok fazla performans kaybına sebep olur. Bu zorlukların üstesinden gelebilmek için, ortamın bilinmeyen gürültü değişkenlerini kestiren ve tespit eşik değerini buna göre uyarlayan algılayıcılar modern radar sistemleri için oldukça ilgi görmektedir. Bu durumu sağlayan algılayıcılara Sabit Yanlış Alarm Oranı (SYAO) özelliğine sahiptir denir. Tasarlanan tespit kuralının teknik olarak SYAO özelliğini sağladığını göstermek için, H_0 hipotezi altındaki Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu (OYF)'nin bilinmeyen gürültü değişkenlerinden bağımsız olduğunu göstermek gerekir. Böylece, gerçek gürültü değişkenlerinden bağımsız şekilde önceden belirlenen yanlış alarm olasılığı ile tespit eşik değeri ayarlanabilir [20].

2.3 Uyarlamalı Algılama

SYAO özelliğini sağlayabilmek için literatürde birçok yöntem geliştirilmiştir. Bunlardan yaygın olarak bilineni ve kullanılanı Hücre-Ortalama yöntemidir [2]. Bu yöntem hakkında daha detaylı bilgi [2]'nin Bölüm 16 kısmında bulunabilir. Modern radar sistemleri için uyarlamalı algılama konusunda ise daha farklı bir yöntem öne sürülmüştür. Uyarlamalı algılayıcı olarak adlandırılan bu hedef tespit yapıları fazladan sensörler kullanarak yararlı sinyal bileşenlerinden bağımsız ikincil veri seti oluştururlar. Geleneksel algılayıcıların aksine, uyarlamalı algılayıcılar ilk olarak ortamın gürültüsünün ortak değişinti matrisini bilinmiyor olarak modeller ve daha sonra ikincil veri setini ortamın gürültüsünün ortak değişinti matrisini kestirmek için kullanırlar. Böylece, gerçek gürültü değişkenlerinden bağımsız şekilde tespit eşik değeri belirleyerek SYAO özelliğini sağlarlar. Fakat gerçekte gürültü ve hedef değişkenlerinin bilinmemesinden dolayı, Neyman-Pearson kriterine göre bu uyarlamalı algılayıcılar için UMP (Uniformly Most Powerful) testi mevcut değildir [19]. Diğer bir deyişle, optimum algılayıcı söz konusu değildir. Bu nedenle, literatürde birçok farklı sorun ve modelleme için uyarlamalı algılayıcı mevcuttur. Bunlardan en yaygın olarak bilinen iki uyarlamalı algılayıcı; AMF (Adaptive Matched Filter) [21] ve Kelly'nin algılayıcısıdır [22]. Hem AMF hem de Kelly'nin algılayıcısı, problemin çözümü için GLRT (Generalized Likelihood Ratio Test)

sunmuş ve ikincil veri setini gürültünün ortak değişinti matrisini kestirmek için kullanarak SYAO özelliğini sağlamıştır. Fakat hem AMF hem de Kelly'nin algılayıcısı, tasarımdaki sembolik yön vektörünü gerçek yön vektörü ile tamamen hizalanmış varsaymaktadır. Bu varsayım çok-yol yansımalarının olduğu ortamda geçerli değildir. Çünkü gerçekte alınan sinyalin gücü ve yönü çok-yol sinyalleri yüzünden saptırılmaktadır. Gerçek yön vektörü ile tasarımdaki sembolik yön vektörü arasında uyumsuzluk olduğu durumda, tespit performansında düşüş gözlenir. Bu tip uyumsuzluk sorunlarının üstesinden gelmek için birçok uyumsuzluk durumu ve çözümleri sunulmuştur [23]-[30]. Sırasıyla; [23]'te istenmeyen sinyalleri ekarte etmek için hassaslık değişkeni tanıtılmış ve [24]-[26] içerisinde gerçek sinyalin imzasını tespit etmek için alt uzay yöntemleri çalışılmıştır. [27]'de olası uyumsuzluk ortamında çalışabilecek üç gürbüz uyarlamalı algılayıcı elde edilmiştir. [28]-[30]'da ise yararlı hedef sinyalinin bulunduğu konik küme modellenmesi kullanılarak, yön uyumsuzluğu sorunu giderilmeye çalışılmıştır. Fakat tüm bu uyarlamalı tespit yöntemleri, çok-yol sinyallerinin etkilerinin üstesinden gelmeye çalışsa da çok-yol yansımalarını parazit yansımalar olarak modellemiş ve sömürerek yararına kullanmamıştır.

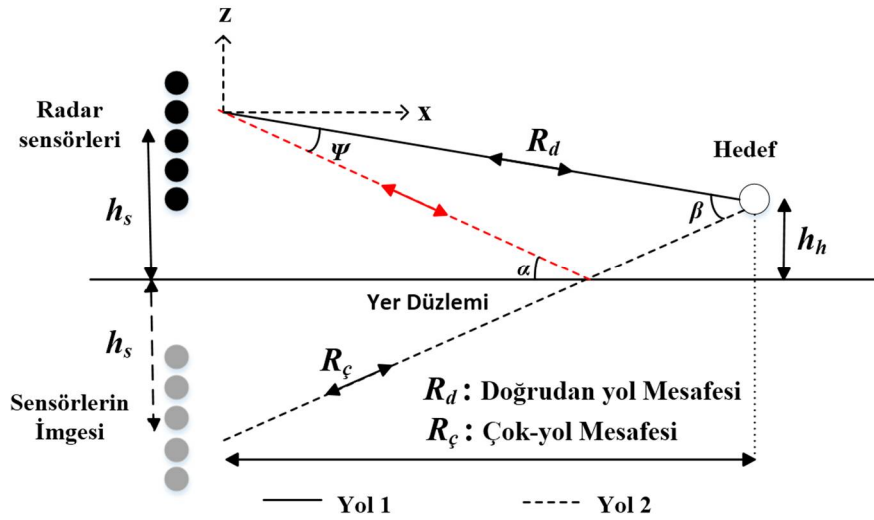


3. UYARLAMALI ALGILAYICI VE ÇOK-YOL SÖMÜRÜSÜ

Bu bölümde, noktasal hedefler için çok-yol sömürüsü yapan yeni bir uyarlamalı algılayıcı önerdik. Çok-yol sinyalini parazit yansıma olarak modellemek yerine, sömürmek amacıyla gelen sinyalin içine dahil ettik. Ortamdaki gürültü biçimini ortak değişinti matrisi bilinmeyen sıfır ortalamalı karmaşık dairesel Gauss gürültüsü olarak kabul ettik. Çok-yol sinyalini sömürmek için yayılım ortamının ön bilgisini kullandık. Bu durumda, bilinen doğrudan gelen yön vektörü için çok-yol yansımasının yön vektörü hakkında bilgi sahibi oluyoruz.

3.1 Problemin Modellenmesi

Problemin modellenmesi için, Şekil 3.1'deki gibi düz iletken zemin üzerindeki radar hedef hedef senaryosunu ele alalım.



Şekil 3. 2 : Yer düzlemi üzerindeki radar-hedef geometrisi.

Bu senaryoda hedeften yansıyan sinyallerin bir kısmı doğrudan radara ulaşırken bir kısmı zeminden yansıyıp radara ulaşmaktadır. İki tane sinyal yolunun olduğu bu senaryoda, hedeften yansıyan sinyallerin N tane sensör ile alındığını varsayalım ve gelen birincil veri setinin vektörünü $\mathbf{r} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ olarak gösterelim. Ayrıca birincil veri seti ile aynı gürültü ortamını paylaştığını kabul ettiğimiz ikincil veri setini

oluşturmak için K tane sensör kullandığımızı varsayalım ve radara gelen ikincil veri vektörünü \mathbf{r}_k , $k = 1, \dots, K$ ($K \geq N$) olarak gösterelim. Bu algılama problemine karşılık gelen ikili hipotez testi aşağıdaki gibidir.

$$\begin{aligned} H_0 : \begin{cases} \mathbf{r} = \mathbf{n} \\ \mathbf{r}_k = \mathbf{n}_k, \end{cases} & \quad k = 1, \dots, K \\ H_1 : \begin{cases} \mathbf{r} = \alpha_1 \mathbf{p} + \alpha_2 \mathbf{s} + \mathbf{n} \\ \mathbf{r}_k = \mathbf{n}_k, \end{cases} & \quad k = 1, \dots, K \end{aligned} \quad (3.1)$$

Burada;

- $\mathbf{p} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $\|\mathbf{p}\|^2 = 1$ hedeften doğrudan gelen yansımalar için yön vektörünü,
- $\mathbf{s} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $\|\mathbf{s}\|^2 = 1$ hedeften çokyollu gelen yansımalar için yön vektörünü,
- α_1 ve $\alpha_2 \in \mathbb{C}$ hedeften gelen yansımayla ilgili bilinmeyen deterministik karmaşık katsayıları,
- \mathbf{n} ve $\mathbf{n}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ birincil ve ikincil veri seti için bilinmeyen rassal $\mathbf{C} > \mathbf{0}$ şeklinde ortak değişinti matrisine sahip bağımsız özdeşçe dağılmış sıfır ortalamalı Gauss gürültü vektörünü göstermektedir.

Buradaki önemli noktalardan birisi birincil ve ikincil veri setinin aynı gürültü ortamını paylaşmasıdır. Diğer bir deyişle ikisinin de ortak değişinti matrisi $\mathbb{E}[\mathbf{nn}^\dagger] = \mathbb{E}[\mathbf{n}_k \mathbf{n}_k^\dagger] = \mathbf{C}$ olarak ifade edilir. Böylece tespit problemindeki ortamın bilinmeyen gürültü değişkeni, ikincil veri seti kullanılarak kestirilebilecektir. Bir diğer önemli nokta ise \mathbf{s} terimini deterministik olarak modellememizdir. Bunun sebebi ise Şekil 3.1'de gösterildiği gibi ortamın hedef tespit geometrisini kullanarak çok-yol yansımalarının geliş yönü hakkında bilgi sahibi olmamızdır. Diğer bir deyişle doğrudan gelen yansımanın yön vektörünü aldığımız anda, yayılım ortamının ön bilgisini kullanarak çok-yol yansımalarının da yön vektörünü biliyoruz.

3.2 Algılayıcı Tasarımı

Bu bölümde, Denklem (3.1)'de gösterilen hipotez testi temel alınarak yeni bir uyarlamalı algılayıcı tasarlanmıştır. Bu hipotez test probleminin çözümü için radar hedef sezimi konularına uygun olan Neyman-Pearson yaklaşımını benimsedik. Neyman-Pearson yaklaşımına göre, verilen yanlış alarm kısıtlaması altındaki optimum algılayıcının LR (Likelihood Ratio) testi kullanılarak elde edildiği

bilinmektedir [31]. Ancak, ortak deęişinti matrisi gibi gürültü ve sinyal deęişkenlerinin bilinmedięi belirsizlik durumlarında UMP testi mevcut deęildir [19]. Dięer bir deyişle optimal algılayıcı mevcut deęildir. Bu tarz belirsizlik durumlarında ise yaygın yaklaşım olarak GLRT kullanılmaktadır [20]. GLRT, bilinmeyen gürültü ve sinyal deęişkenlerini, benzerlik oranını maksimuma çıkaracak kestirimleriyle yer deęiştirir. Bu sebeple bizde yaygın yaklaşım olarak GLRT yöntemini kullandık. Denklem (3.1)'de verilen hipotez testine karşılık gelen GLRT aşığıdaki gibidir.

$$\frac{\max_{\alpha_1, \alpha_2 \in \mathbb{C}, \mathbf{C}} p_1(\mathbf{r}; \alpha_1, \alpha_2, \mathbf{C})}{\max_{\mathbf{C}} p_0(\mathbf{r}; \mathbf{C})} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_1 \quad (3.2)$$

Burada, η_1 eşik deęeridir ve verilen yanlış alarm olasılığı (P_{fa}) ile hesaplanır. \mathbf{C} gürültünün ortak deęişinti matrisini belirtir. p_0 , H_0 hipotezindeki birincil veri setinin olasılık yoğunluk fonksiyonuyken; p_1 , H_1 hipotezindeki birincil veri setinin olasılık yoğunluk fonksiyonudur ve sırasıyla aşığıdaki gibi tanımlanırlar.

$$p_0(\mathbf{r}; \mathbf{C}) = \frac{1}{\det(\pi\mathbf{C})} \exp\{-\mathbf{r}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r}\} \quad (3.3)$$

$$p_1(\mathbf{r}; \alpha_1, \alpha_2, \mathbf{C}) = \frac{1}{\det(\pi\mathbf{C})} \exp\{-(\mathbf{r} - \alpha_1 \mathbf{p} - \alpha_2 \mathbf{s})^\dagger \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{r} - \alpha_1 \mathbf{p} - \alpha_2 \mathbf{s})\} \quad (3.4)$$

Biz bu tez çalışmasında dięer uyarlamalı algılayıcılardan farklı olarak, çok-yol sinyalini göz önüne alan $\alpha_2 \mathbf{s}$ terimini de ekliyoruz. Burada çok-yol sinyalinin zayıflatması ile alakalı olan α_2 katsayısı bilinmiyor. Fakat çok-yol sinyalinin yön vektörü olan \mathbf{s} terimi, doğrudan gelen yön vektörünün ve radar-hedef geometrisinin ön bilgisi kullanılarak bulunduğu için deterministik deęişken olarak modellendi. Denklem (3.2)'de önerdiğimiz GLRT, AMF tasarımında olduęu gibi iki kademedeki problemi çözer. Bu yaklaşıma iki-kademeli GLRT yaklaşımı denir [20]. İlk olarak, hedef tespit algoritmamız ortak deęişinti matrisini biliniyor olarak kabul eder, doğrudan gelen ve çok-yol yansımalarının bilinmeyen zayıflatma katsayılarının benzerlik oranını maksimize edecek olan kestirimlerini bulur ve test istatistiğini çıkarır. Daha sonra ikincil veri setini kullanarak elde ettięi ortak deęişinti matrisinin kestirimini, birincil veri setinin bilinmeyen ortak deęişinti matrisi ile deęiştirerek uyarlamalı bir yapıya dönüştürür.

Bu bilgiler ışığında, Denklem (3.2)'de eşitliğin her iki tarafının da doğal logaritmasını alırsak,

$$\max_{\alpha_1, \alpha_2 \in \mathbb{C}, \mathbf{C}} \left(\mathbf{r}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r} - (\mathbf{r} - \alpha_1 \mathbf{p} - \alpha_2 \mathbf{s})^\dagger \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{r} - \alpha_1 \mathbf{p} - \alpha_2 \mathbf{s}) \right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_2 \quad (3.5)$$

Benzerlik oranı fonksiyonunu maksimize eden α_1 ve α_2 değerleri, α_1 ve α_2 'nin MLE (Maximum Likelihood Estimate) değerleri olarak bulunur [32]. Bu sebeple, Denklem (3.5)'te verilen benzerlik oranı fonksiyonunun α_1 ve α_2 'ye göre türevini alıp sifıra eşitlersek aşağıdaki doğrusal denklemi elde ederiz.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p} & \mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s} \\ \mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p} & \mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \hat{\alpha}_1 \\ \hat{\alpha}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r} \\ \mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r} \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Buradan hareketle, Denklem (3.6)'da verilen doğrusal denkleminin çözümü olan α_1 ve α_2 'nin MLE değerleri aşağıdaki gibi bulunur.

$$\hat{\alpha}_1 = \frac{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r} - \frac{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s}}{\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s}} \mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r}}{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p} - \frac{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s}}{\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s}} \mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}} \quad (3.7)$$

$$\hat{\alpha}_2 = \frac{\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r} - \mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r} \frac{\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}}{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}}}{\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s} - \mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s} \frac{\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}}{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}}} \quad (3.8)$$

Bulduğumuz MLE değerlerini Denklem (3.5)'te yerine yazacak olursak, test istatistiğini aşağıdaki gibi elde ederiz.

$$t = 2 \mathbb{R} \{ \hat{\alpha}_1 \mathbf{r}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p} + \hat{\alpha}_2 \mathbf{r}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s} - \hat{\alpha}_1^* \hat{\alpha}_2 \mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s} \} - |\hat{\alpha}_1|^2 \mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p} - |\hat{\alpha}_2|^2 \mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s} \quad (3.9)$$

Denklem (3.7) ve (3.8)'de elde ettiğimiz $\hat{\alpha}_1$ ve $\hat{\alpha}_2$ değerlerini, sadeleştirme işlemini basitleştirmek adına tekrar yazacak olursak,

$$\hat{\alpha}_1 = \frac{\frac{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r}}{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}} - \frac{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s}}{(\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p})(\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s})} \mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r}}{1 - \frac{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s}}{(\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p})(\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s})} \mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}} \quad (3.10)$$

$$\hat{\alpha}_2 = \frac{\frac{\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r}}{\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s}} - \mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r} \frac{\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}}{(\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p})(\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s})}}{1 - \mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s} \frac{\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}}{(\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p})(\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s})}} \quad (3.11)$$

Ayrıca yön vektörleri ve aralarındaki açı ile olan bağlantı, iki vektör arasındaki iç çarpımı kullanarak aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\cos^2 \theta = \frac{|\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}|^2}{(\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p})(\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s})} \quad (3.12)$$

Burada θ , beyazlatılmış gözlem uzayındaki doğrudan gelen yansımanın yön vektörü ile çok-yol yansımasının yön vektörü arasındaki açıdır [33]. Ayrıca, sadeleştirme işleminin görsel olarak takibini kolaylaştırmak için $y_1 = \mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r}$, $y_2 = \mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r}$, $y_3 = \mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}$, $p_1 = \mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}$, $s_1 = \mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s}$ olarak tanımlayalım. Bu durumda, test istatistiği ve diğer denklemler aşağıdaki şekilde gösterilir.

$$t = 2\Re\{\hat{\alpha}_1 y_1^* + \hat{\alpha}_2 y_2^* - \hat{\alpha}_1^* \hat{\alpha}_2 y_3^*\} - |\hat{\alpha}_1|^2 p_1 - |\hat{\alpha}_2|^2 s_1 \quad (3.13)$$

$$\cos^2 \theta = \frac{y_3 y_3^*}{p_1 s_1} = \frac{|y_3|^2}{p_1 s_1} \quad (3.14)$$

$$\hat{\alpha}_1 = \frac{\frac{y_1}{p_1} - \frac{y_3^* y_2}{p_1 s_1}}{1 - \cos^2 \theta} = \frac{\frac{y_1}{p_1} - \frac{y_2}{y_3} \cos^2 \theta}{\sin^2 \theta} \quad (3.15)$$

$$\hat{\alpha}_2 = \frac{\frac{y_2}{s_1} - \frac{y_1 y_3}{p_1 s_1}}{1 - \cos^2 \theta} = \frac{\frac{y_2}{s_1} - \cos^2 \theta \frac{y_1}{y_3^*}}{\sin^2 \theta} \quad (3.16)$$

Bu bilgiler ışığında sırasıyla $\hat{\alpha}_1 y_1^*$ terimi,

$$\hat{\alpha}_1 y_1^* = \left(\frac{\frac{y_1}{p_1} - \frac{y_2}{y_3} \cos^2 \theta}{\sin^2 \theta} \right) y_1^* = \frac{\frac{|y_1|^2}{p_1} - \cos^2 \theta \frac{y_2 y_1^*}{y_3}}{\sin^2 \theta} \quad (3.17)$$

$\hat{\alpha}_2 y_2^*$ terimi,

$$\hat{\alpha}_2 y_2^* = \left(\frac{\frac{y_2}{s_1} - \cos^2 \theta \frac{y_1}{y_3^*}}{\sin^2 \theta} \right) y_2^* = \frac{\frac{|y_2|^2}{s_1} - \cos^2 \theta \frac{y_1 y_2^*}{y_3^*}}{\sin^2 \theta} \quad (3.18)$$

$\hat{\alpha}_1^* \hat{\alpha}_2 y_3^*$ terimi,

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_1^* \hat{\alpha}_2 y_3^* &= \left(\frac{\frac{y_1^*}{p_1^*} - \frac{y_2^*}{y_3^*} \cos^2 \theta}{\sin^2 \theta} \right) \left(\frac{\frac{y_2}{s_1} - \cos^2 \theta \frac{y_1}{y_3^*}}{\sin^2 \theta} \right) y_3^* \\ &= \frac{\frac{y_1^* y_2 y_3^*}{p_1^* s_1} - \cos^2 \theta \left(\frac{|y_1|^2}{p_1^*} + \frac{|y_2|^2}{s_1} \right) + \cos^4 \theta \frac{y_2^* y_1}{y_3^*}}{\sin^4 \theta} \end{aligned} \quad (3.19)$$

Böylece test istatistiğinin içerisindeki $2\mathbb{R}\{\hat{\alpha}_1 y_1^* + \hat{\alpha}_2 y_2^*\}$ ve $-2\mathbb{R}\{\hat{\alpha}_1^* \hat{\alpha}_2 y_3^*\}$ terimleri sırasıyla aşağıdaki gibi elde edilir.

$$2\mathbb{R}\{\hat{\alpha}_1 y_1^* + \hat{\alpha}_2 y_2^*\} = \frac{2 \frac{|y_1|^2}{p_1} + 2 \frac{|y_2|^2}{s_1} - 4 \cos^2 \theta \mathbb{R}\left\{\frac{y_1 y_2^*}{y_3^*}\right\}}{\sin^2 \theta} \quad (3.20)$$

$$\begin{aligned} -2\mathbb{R}\{\hat{\alpha}_1^* \hat{\alpha}_2 y_3^*\} &= -2\mathbb{R}\left\{\frac{\frac{y_1^* y_2}{y_3} \cos^2 \theta - \cos^2 \theta \left(\frac{|y_1|^2}{p_1} + \frac{|y_2|^2}{s_1}\right) + \cos^4 \theta \frac{y_2^* y_1}{y_3^*}}{\sin^4 \theta}\right\} \\ &= \frac{2 \cos^2 \theta \left(\frac{|y_1|^2}{p_1} + \frac{|y_2|^2}{s_1}\right) - 2 \cos^2 \theta \mathbb{R}\left\{\frac{y_1 y_2^*}{y_3^*}\right\} (1 + \cos^2 \theta)}{\sin^4 \theta} \end{aligned} \quad (3.21)$$

Ayrıca $|\hat{\alpha}_1|^2 p_1$ terimi,

$$\begin{aligned} |\hat{\alpha}_1|^2 p_1 &= \left(\frac{\frac{y_1}{p_1} - \frac{y_2}{y_3} \cos^2 \theta}{\sin^2 \theta}\right) \left(\frac{\frac{y_1^*}{p_1^*} - \frac{y_2^*}{y_3^*} \cos^2 \theta}{\sin^2 \theta}\right) p_1 \\ &= \frac{\frac{|y_1|^2}{p_1} - \cos^2 \theta \left(\frac{y_1 y_2^*}{y_3^*} + \frac{y_2 y_1^*}{y_3}\right) + \cos^4 \theta \frac{|y_2|^2}{|y_3|^2} p_1}{\sin^4 \theta} \end{aligned} \quad (3.22)$$

Buradaki $\cos^4 \theta \frac{|y_2|^2}{|y_3|^2} p_1$ terimini Denklem (3.14)'ü kullanarak tekrar yazacak olursak,

$$\cos^4 \theta \frac{|y_2|^2}{|y_3|^2} p_1 = \cos^2 \theta \frac{|y_3|^2 |y_2|^2}{p_1 s_1 |y_3|^2} p_1 = \cos^2 \theta \frac{|y_2|^2}{s_1} \quad (3.23)$$

Böylece test istatistiği içerisindeki $|\hat{\alpha}_1|^2 p_1$ terimi aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$|\hat{\alpha}_1|^2 p_1 = \frac{\frac{|y_1|^2}{p_1} - 2 \cos^2 \theta \mathbb{R}\left\{\frac{y_1 y_2^*}{y_3^*}\right\} + \cos^2 \theta \frac{|y_2|^2}{s_1}}{\sin^4 \theta} \quad (3.24)$$

Benzer şekilde $|\hat{\alpha}_2|^2 s_1$ terimi,

$$\begin{aligned} |\hat{\alpha}_2|^2 s_1 &= \left(\frac{\frac{y_2}{s_1} - \cos^2 \theta \frac{y_1}{y_3^*}}{\sin^2 \theta}\right) \left(\frac{\frac{y_2^*}{s_1^*} - \cos^2 \theta \frac{y_1^*}{y_3}}{\sin^2 \theta}\right) s_1 \\ &= \frac{\frac{|y_2|^2}{s_1} - \cos^2 \theta \left(\frac{y_1 y_2^*}{y_3^*} + \frac{y_2 y_1^*}{y_3}\right) + \cos^4 \theta \frac{|y_1|^2}{|y_3|^2} s_1}{\sin^4 \theta} \end{aligned} \quad (3.25)$$

Buradaki $\cos^4 \theta \frac{|y_1|^2}{|y_3|^2} s_1$ terimini Denklem (3.14)'ü kullanarak tekrar yazacak olursak,

$$\cos^4 \theta \frac{|y_1|^2}{|y_3|^2} s_1 = \cos^2 \theta \frac{|y_3|^2 |y_1|^2}{p_1 s_1 |y_3|^2} s_1 = \cos^2 \theta \frac{|y_1|^2}{p_1} \quad (3.26)$$

Böylece test istatistiği içerisindeki $|\hat{\alpha}_2|^2 s_1$ terimi aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$|\hat{\alpha}_2|^2 s_1 = \frac{\frac{|y_2|^2}{s_1} - 2 \cos^2 \theta \mathbb{R} \left\{ \frac{y_1 y_2^*}{y_3^*} \right\} + \cos^2 \theta \frac{|y_1|^2}{p_1}}{\sin^4 \theta} \quad (3.27)$$

Tüm bu bilgileri kullanarak test istatistiğini tekrar yazacak olursak,

$$\begin{aligned} t &= \frac{2 \frac{|y_1|^2}{p_1} + 2 \frac{|y_2|^2}{s_1} - 4 \cos^2 \theta \mathbb{R} \left\{ \frac{y_1 y_2^*}{y_3^*} \right\}}{\sin^2 \theta} \\ &+ \frac{2 \cos^2 \theta \left(\frac{|y_1|^2}{p_1} + \frac{|y_2|^2}{s_1} \right) - 2 \cos^2 \theta \mathbb{R} \left\{ \frac{y_1 y_2^*}{y_3^*} \right\} (1 + \cos^2 \theta)}{\sin^4 \theta} \\ &+ \frac{-\frac{|y_1|^2}{p_1} + 2 \cos^2 \theta \mathbb{R} \left\{ \frac{y_1 y_2^*}{y_3^*} \right\} - \cos^2 \theta \frac{|y_2|^2}{s_1}}{\sin^4 \theta} \\ &+ \frac{-\frac{|y_2|^2}{s_1} + 2 \cos^2 \theta \mathbb{R} \left\{ \frac{y_1 y_2^*}{y_3^*} \right\} - \cos^2 \theta \frac{|y_1|^2}{p_1}}{\sin^4 \theta} \end{aligned}$$

Sadeleştirmeye devam edersek,

$$\begin{aligned} t &= \frac{2 \frac{|y_1|^2}{p_1} + 2 \frac{|y_2|^2}{s_1} - 4 \cos^2 \theta \mathbb{R} \left\{ \frac{y_1 y_2^*}{y_3^*} \right\}}{\sin^2 \theta} \\ &+ \frac{-2 \cos^2 \theta \mathbb{R} \left\{ \frac{y_1 y_2^*}{y_3^*} \right\} (1 + \cos^2 \theta - 2)}{\sin^4 \theta} \\ &+ \frac{\frac{|y_1|^2}{p_1} (2 \cos^2 \theta - 1 - \cos^2 \theta) + \frac{|y_2|^2}{s_1} (2 \cos^2 \theta - 1 - \cos^2 \theta)}{\sin^4 \theta} \end{aligned}$$

Sadeleştirmeye devam edersek,

$$\begin{aligned} t &= \frac{2 \frac{|y_1|^2}{p_1} + 2 \frac{|y_2|^2}{s_1} - 4 \cos^2 \theta \mathbb{R} \left\{ \frac{y_1 y_2^*}{y_3^*} \right\}}{\sin^2 \theta} \\ &+ \frac{-\frac{|y_1|^2}{p_1} - \frac{|y_2|^2}{s_1} + 2 \cos^2 \theta \mathbb{R} \left\{ \frac{y_1 y_2^*}{y_3^*} \right\}}{\sin^2 \theta} \end{aligned}$$

Sadeleştirmeye devam edersek,

$$t = \frac{\frac{|y_1|^2}{p_1} + \frac{|y_2|^2}{s_1} - 2 \mathbb{R} \left\{ \frac{y_1 y_2^*}{y_3^*} \right\} \cos^2 \theta}{\sin^2 \theta} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_2 \quad (3.28)$$

Denklem (3.28)'deki $\sin^2 \theta$ terimi veriye bağlı olmadığı için enerjisini eşik değerine dahil edebiliriz. Bu durumda,

$$t = \frac{|y_1|^2}{p_1} + \frac{|y_2|^2}{s_1} - 2 \Re \left\{ \frac{y_1 y_2^*}{y_3^*} \right\} \cos^2 \theta \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_3 \quad (3.29)$$

Terimlerin karşılığını geri yazacak olursak, test istatistiğini aşağıdaki gibi elde ederiz.

$$t = \frac{|\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r}|^2}{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}} + \frac{|\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r}|^2}{\mathbf{s}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s}} - 2 \Re \left\{ \frac{(\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r})(\mathbf{r}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s})}{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s}} \right\} \cos^2 \theta \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_3 \quad (3.30)$$

Buna ek olarak, ikincil veri setini kullanarak elde ettiğimiz ortak değişinti matrisinin kestirimi aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$\mathbf{S} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{r}_k \mathbf{r}_k^\dagger \quad (3.31)$$

Son olarak birincil veri setinin bilinmeyen ortak değişinti matrisini, ortak değişinti matrisinin kestirimi ile değiştirerek uyarlamalı yapıya dönüştürelim. MP-AMF (Multipath Adaptive Method Filter) adını verdiğimiz bu uyarlamalı algılayıcının son hali aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$t = \frac{|\mathbf{p}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{r}|^2}{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{p}} + \frac{|\mathbf{s}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{r}|^2}{\mathbf{s}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{s}} - 2 \Re \left\{ \frac{(\mathbf{p}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{r})(\mathbf{r}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{s})}{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{s}} \right\} \cos^2 \theta \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_3 \quad (3.32)$$

4. SİMÜLASYONLAR

Bu bölümde, önerdiğimiz algılayıcının performansını değerlendirdik. Karşılaştırma için kullandığımız literatürdeki bir diğer çok-yol sömürüsü yapan uyarlamalı algılayıcı, T-AMF (Tunable Adaptive Matched Filter) [34], bizim kullandığımız modellemeden farklı olarak çok-yol yansıması olan $\alpha_2 \mathbf{s}$ terimini rassal parametre olarak modellemiş ve uyarlamalı algılayıcısını aşağıdaki gibi elde etmiştir.

$$t_{T-AMF}(\epsilon) = f_\epsilon(\gamma_1) + \gamma_0 \begin{matrix} H_1 \\ \geq \eta_4 \\ H_0 \end{matrix} \quad (4.1)$$

Burada, ϵ ortak değişinti matrisinin belirsizlik bölgesini belirleyen değişkendir ve diğer parametreler aşağıdaki şekilde tanımlanırlar.

$$\gamma_0 = \|\mathbf{r}_1\|^2 \quad (4.2)$$

$$\gamma_1 = \|\mathbf{r}_1\|^2 - |\mathbf{p}_1^\dagger \mathbf{r}_1|^2 \quad (4.3)$$

$$\mathbf{r}_1 = \mathbf{S}^{-1/2} \mathbf{r} \quad (4.4)$$

$$\mathbf{p}_1 = \frac{\mathbf{S}^{-1/2} \mathbf{p}}{\|\mathbf{S}^{-1/2} \mathbf{p}\|} \quad (4.5)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{r}_1 - \alpha \mathbf{p}_1 \quad (4.6)$$

$$\alpha = \alpha_1 \|\mathbf{S}^{-1/2} \mathbf{p}\| \quad (4.7)$$

$$f_\epsilon: \|\mathbf{y}\|^2 \geq 0 \rightarrow v(\mathcal{P}_y^\epsilon) = \log(\lambda^*) - \lambda^* \|\mathbf{y}\|^2 + (N - 1) \log(1 + \epsilon) \quad (4.8)$$

Buradaki $v(\mathcal{P}_y^\epsilon)$ ve λ^* ise [34]'te verilen optimizasyon problemlerinin en iyi çözümleridir.

Ayrıca yine karşılaştırma için kullandığımız, $\alpha_2 \mathbf{s}$ terimini tamamen göz ardı edip parazit yankı olarak modelleyen ve çok-yol sömürüsü yapmayan uyarlamalı algılayıcılar AMF [21], Kelly'nin GLRT algılayıcısı [22] ve SD (Supspace Detector) [24] sırasıyla aşağıdaki gibi ifade edilirler.

$$t_{AMF} = \frac{|\mathbf{p}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{r}|^2}{\mathbf{p}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{p}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_5 \quad (4.9)$$

$$t_{Kelly} = \frac{|\mathbf{p}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{r}|^2}{(\mathbf{p}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{p}) \left(1 + \frac{1}{K} \mathbf{r}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{r}\right)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_6 \quad (4.10)$$

$$t_{SD} = \frac{\mathbf{r}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{H} (\mathbf{H}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{r}}{1 + \mathbf{r}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{r}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_7 \quad (4.11)$$

Burada $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N \times r}$ alt uzay matrisidir. Ayrıca $\eta_4, \eta_5, \eta_6, \eta_7$ sırasıyla bu algılayıcıların eşik değerleridir ve verilen yanlış alarm olasılığı ile hesaplanırlar.

Performans değerlendirmesi için $100/P_{fa}$ bağımsız denemeye dayalı Monte Carlo simülasyonlarını kullanarak; MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin GLRT algılayıcını tespit olasılığı (P_d) cinsinden karşılaştırdık. Sayısal hesaplama yükünü düşürmek için yanlış alarm olasılığını $P_{fa} = 10^{-2}$ olarak seçtik. Hedeften gelen yansımaları almak için $N=16$, $K=32$ tane sensör kullanıldığını varsaydık. Simülasyonlar için gerekli radar parametrelerini probleme uygun şekilde seçtik. [33]'te verildiği gibi gönderilen tek bir darbe için uzaysal yön vektörünü ve sembolik yön vektörlerini sırasıyla aşağıdaki gibi kullandık.

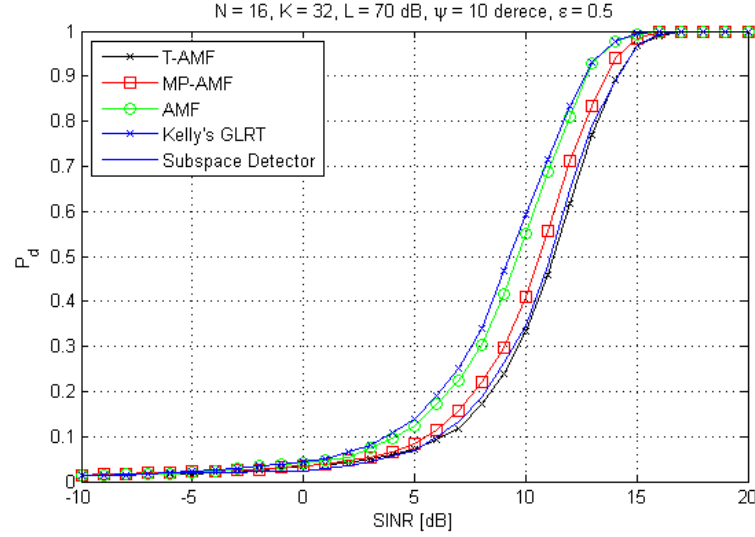
$$\mathbf{v}(\phi) = \frac{1}{\sqrt{N}} \left[1, e^{j2\pi \frac{d}{\lambda} \sin \phi}, \dots, e^{j2\pi(N-1) \frac{d}{\lambda} \sin \phi} \right]^T \quad (4.12)$$

$$\mathbf{p} = \mathbf{v}(0) \quad (4.13)$$

$$\mathbf{s} = \mathbf{v}(\psi) \quad (4.14)$$

Burada d sensörler arası mesafeyi, ϕ doğrudan gelen yansımının geliş açısını, λ dalga boyunu ve ψ doğrudan gelen yansımının geliş açısıyla çok-yol yansımalarının geliş açısı arasındaki farkı göstermektedir. [24]'te gösterilen alt uzay matrisini $\mathbf{H} = [\mathbf{v}(0), \mathbf{v}(0.017), \mathbf{v}(0.052)]$ olarak seçtik. Çok-yol yansımalarıyla ilgili zayıflatma değişkenini L ile gösterdik. Çok-yol yansımaları ve doğrudan gelen yansıma arasındaki bağlantıyı $|\alpha_2| = |\alpha_1|/\sqrt{L}$ şeklinde ilişkilendirdik. [33] ve [34]'te gösterildiği gibi SINR (Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio) aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$SINR = |\alpha_1|^2 \mathbf{p}^\dagger \mathbf{S}^{-1} \mathbf{p} \quad (4.15)$$

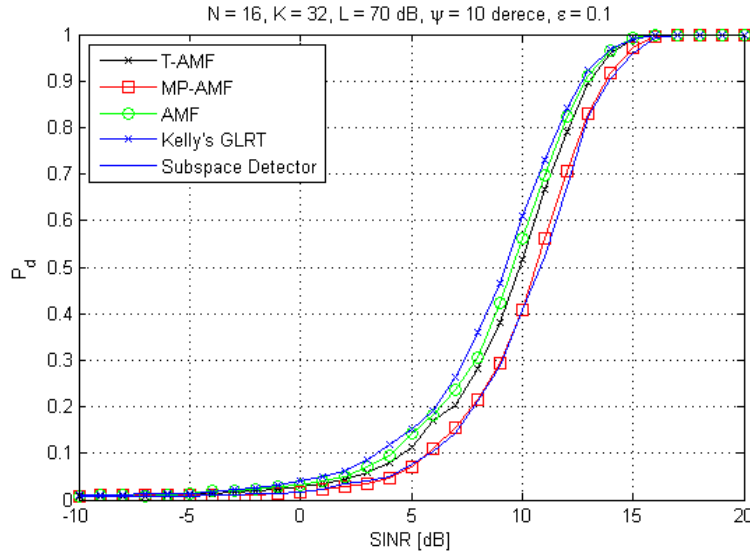


Şekil 4. 1 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=70$ dB, $\epsilon=0.5$, $\Psi=10$ derece.

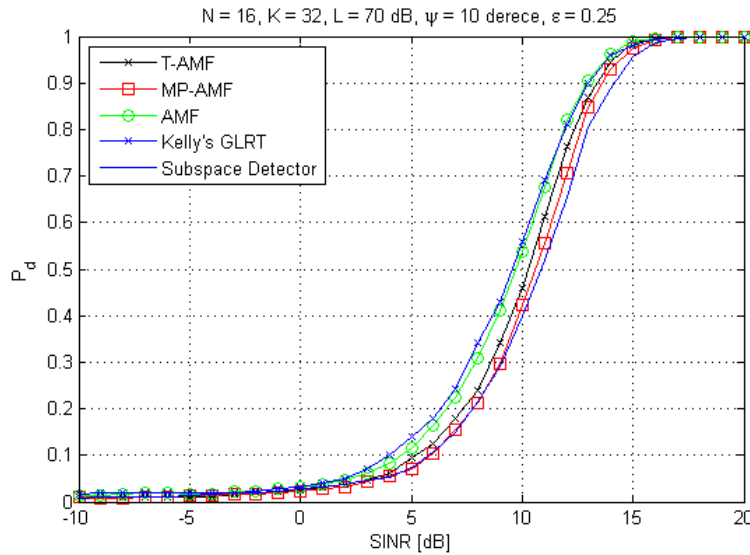
Performans değerlendirmesi için çeşitli senaryoları analiz ettik. İlk olarak, çok-yol yansımalarının yok denecek kadar zayıf olduğu ortam senaryosunu ele aldık. Bu maksatla, çok-yol yansımalarıyla ilgili zayıflatma değerini $L = 70$ dB olarak seçtik. Çok-yol yansımalarının geliş açısıyla doğrudan gelen yansımanın geliş açısı arasındaki farkı $\psi = 10^\circ$ olarak seçtik. T-AMF için kullanılan ve ortak deęişinti matrisinin belirsizlik bölgesini belirleyen ϵ deęişkenini $\epsilon = 0.5$ olarak seçtik. Şekil 4.1'de gösterildięi gibi çok-yol sömürüsü yapan MP-AMF ve T-AMF, çok-yol sömürüsü yapmayan uyarlamalı algılayıcılara göre tespit olasılıęında düşüş sergilemiştir. T-AMF, çok-yol yansımaları ile alakalı s terimini rassal parametre olarak kabul etmiş ve ortak deęişinti matrisini buna göre modellemiştir. Sonuç olarak T-AMF, çok-yol yansımalarının olmadığı bu senaryoda ortak deęişinti matrisinde oluşan uyumsuzluktan dolayı performans kaybı yaşamıştır. Diğer yandan tasarladığımız MP-AMF ise çok-yol yansımaları ile alakalı $\alpha_2 s$ terimini sömürmek amacıyla fazladan güç tüketen bir modelleme kullanmıştır. Dolayısıyla çok-yol yansımalarının yok denecek kadar zayıf olduğu bu senaryoda makul performans kaybı yaşamaması beklenen bir sonuçtur.

T-AMF için kullanılan ve ortak deęişinti matrisinin belirsizlik bölgesini belirleyen ϵ deęişkeninin seçimi, T-AMF uyarlamalı algılayıcısının çok-yol yansımalarını sömürmesini veya ekarte etmesini etkilemektedir. Diğer bir deyişle T-AMF, ϵ deęişkeni 1'e yaklaştıkça çok-yol yansımalarını hesaba katıp sömürmeye çalışan bir

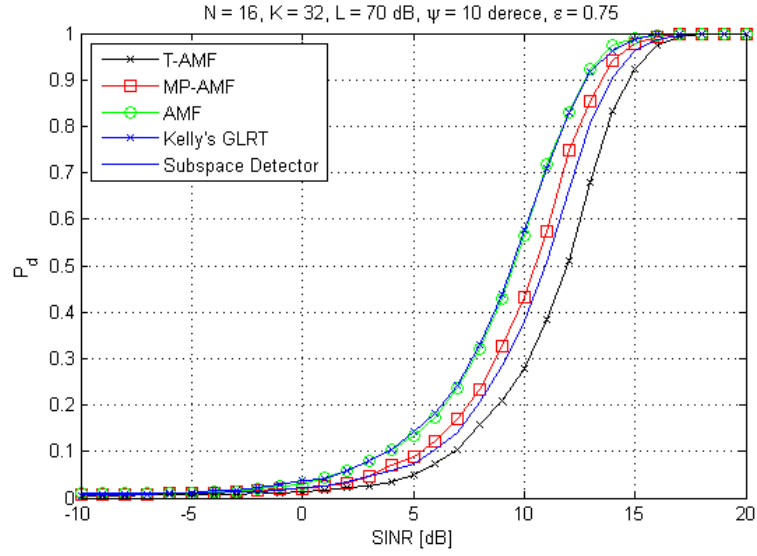
ortak deęişinti matrisi kullanırken ϵ deęişkeni 0'a yaklaştıkça çok-yol yansımalarını hesaba katmayıp ekarte eden bir ortak deęişinti matrisi kullanmaktadır. Uygun ϵ deęişkeninin seçimini analiz edebilmek amacıyla, Şekil 4.2 – 5 arasında farklı ϵ deęerleri için tespit performansları incelenmiş ve T-AMF üzerindeki etkisi Çizelge 4.1'de gösterilmiştir.



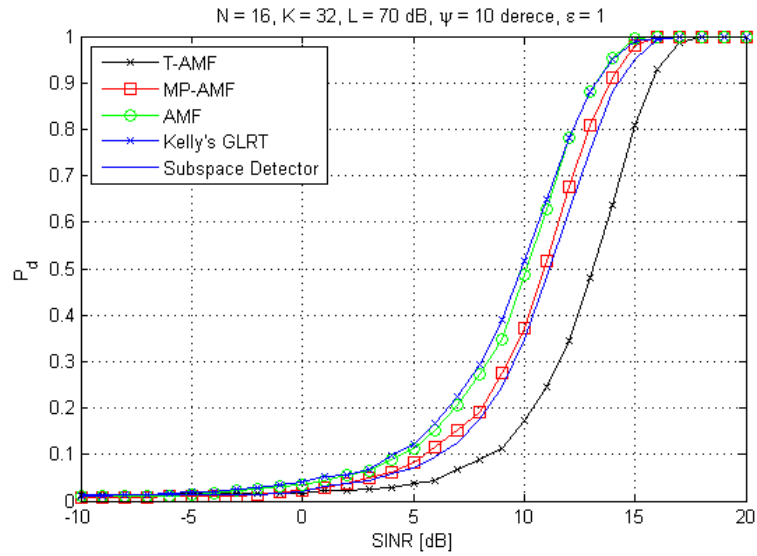
Şekil 4. 2 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=70$ dB, $\epsilon=0.1$, $\Psi=10$ derece.



Şekil 4. 3 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=70$ dB, $\epsilon=0.25$, $\Psi=10$ derece.



Şekil 4. 4 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=70$ dB, $\epsilon=0.75$, $\Psi=10$ derece.

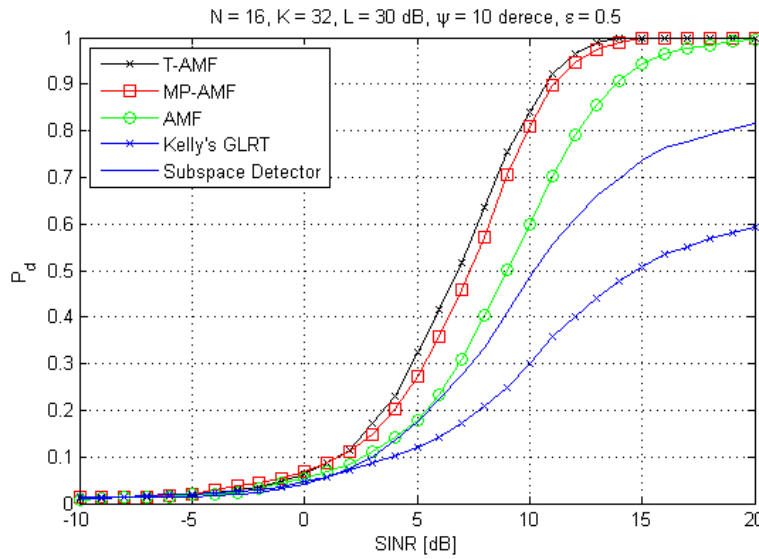


Şekil 4. 5 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=70$ dB, $\epsilon=1$, $\Psi=10$ derece.

Çizelge 4. 1 : $L=70$ dB için farklı ϵ seçiminin T-AMF üzerindeki performans etkisi.

| ϵ | 0.9 Tespit olasılığını sağlaması için gerekli SINR değeri [dB] |
|------------|--|
| 0.1 | 12.8 |
| 0.25 | 13.2 |
| 0.5 | 14.1 |
| 0.75 | 14.8 |
| 1 | 15.7 |

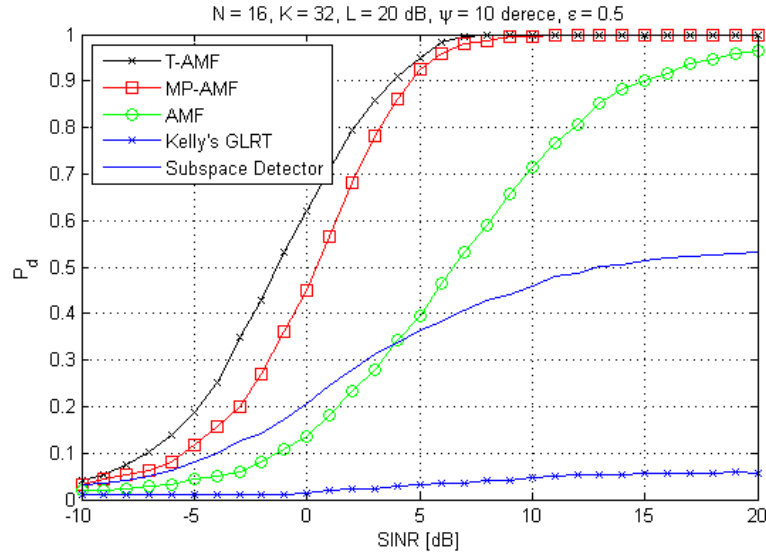
Çizelge 4.1’de gösterildiği gibi T-AMF, ϵ değişkeni 1 değerine yaklaştıkça $P_d = 0.9$ tespit olasılığını performans kaybı sergileyerek 2.9 dB SINR yukarıda sağlamıştır. Bunun sebebi, ϵ değişkeni 1 değerine yaklaştıkça çok-yol yansımalarının yok denecek kadar az olduğu bu ortamda çok-yol yansımalarını hesaba katıp sömürmeye çalışan bir ortak değişinti matrisi kullanmasıdır. Fakat [34]’te gösterildiği gibi çok-yol yansımalarının etkili olduğu ortamlarda ise ϵ değişkeni 1 değerine yaklaştıkça daha düşük SINR ile $P_d = 0.9$ tespit olasılığını sağlayarak performansta iyileşme sergilemektedir. Dolayısıyla burada bir ödünleşim durumu mevcuttur ve bu yüzden ileriki simülasyonlar için [34]’te önerildiği üzere uygun ϵ değeri olarak $\epsilon = 0.5$ kullanılmıştır.



Şekil 4. 6 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=30$ dB, $\epsilon=0.5$, $\Psi=10$ derece.

Diğer bir senaryoda ise, dikkate değer çok-yol yansımalarının mevcut olduğu bir ortam düşünülmüş ve $L = 30$ dB yapılmıştır. Ayrıca T-AMF için ϵ değişkeni $\epsilon = 0.5$ seçilmiş ve çok-yol yansımalarının geliş açısıyla doğrudan gelen yansımaların geliş açısı arasındaki farkı $\psi = 10^\circ$ olarak düşünülmüştür. Şekil 4.6’da gösterildiği gibi fazladan çok-yol yansımalarını sömüren MP-AMF ve T-AMF, AMF ile kıyaslandığında $P_d = 0.9$ tespit olasılığını yaklaşık 4 dB SINR aşağıda sağlamıştır. Yine Şekil 4.6’da gösterildiği üzere dikkate değer çok-yol yansımalarının mevcut olduğu bu ortamda fazladan çok-yol yansımalarını sömüren MP-AMF ve T-AMF, çok-yol yansımalarını sömürmeyen Kelly'nin GLRT algılayıcısına göre çok daha üstün performans göstermiştir.

Şekil 4.7'deki senaryoda ise, çok-yol yansımalarının etkisini arttırmak amacıyla $L = 20$ dB yapılmıştır. Yine T-AMF için ϵ değişkeni $\epsilon = 0.5$ seçilmiş ve çok-yol yansımalarının geliş açısıyla doğrudan gelen yansımanın geliş açısı arasındaki farkı $\psi = 10^\circ$ olarak düşünülmüştür. Çok-yol yansımalarının oldukça etkili olduğu bu durumda çok-yol sömürsü yapan uyarlamalı algılayıcıların, çok-yol sömürsü yapmayan uyarlamalı algılayıcılara göre çok daha üstün performans sergilediği gözlemlenmiştir. MP-AMF ve T-AMF, AMF ile kıyaslandığında $P_d = 0.9$ tespit olasılığını sırasıyla 10.5 dB ve 11 dB SINR aşağıda sağlamıştır.

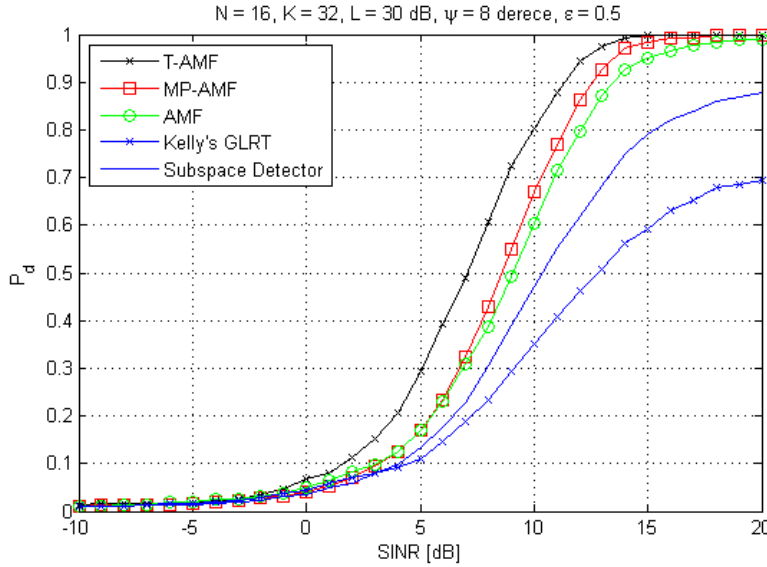


Şekil 4. 7 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=20$ dB, $\epsilon=0.5$, $\Psi=10$ derece.

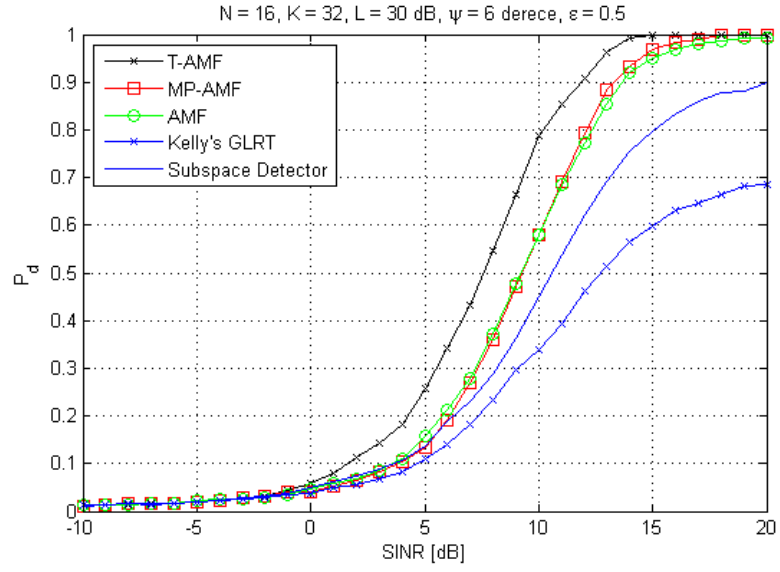
Ayrıca Şekil 4.7'de görüldüğü üzere, çok-yol yansımalarının oldukça etkili olduğu bu ortamda SD ve Kelly'nin GLRT algılayıcısı oldukça kötü performans sergilemektedir. Kelly'nin GLRT algılayıcısının buradaki kötü performansı çok seçici olmasıyla alakalıdır [33]. Yani sadece doğrudan gelen yansımayı hesaba katan Kelly'nin GLRT algılayıcısı, anten hüzmelerinin yan lobundan gelebilecek olan sinyalleri oldukça ekarte etmektedir. Bu sebeple, çok-yol yansımalarının etkisiyle yararlı sinyal enerjisinin ve dolayısıyla gürültünün ortak değişim matrisinin saptırıldığı bu ortamda Kelly'nin algılayıcısı kötü performans göstermektedir. Kelly'nin algılayıcısına göre daha az seçici olan AMF ise bu durumdan daha az etkilenmiş ve daha az performans kaybı yaşamıştır. SD ile ilgili performans düşüklüğü ise \mathbf{H} alt uzay matrisinin seçimine bağlıdır. Diğer bir deyişle, \mathbf{H} seçimine

bağlı olarak SD algılayıcısının seçiciliği değişmektedir ve farklı H seçimleriyle performansta iyileşme veya kötüleşme elde edilebilir.

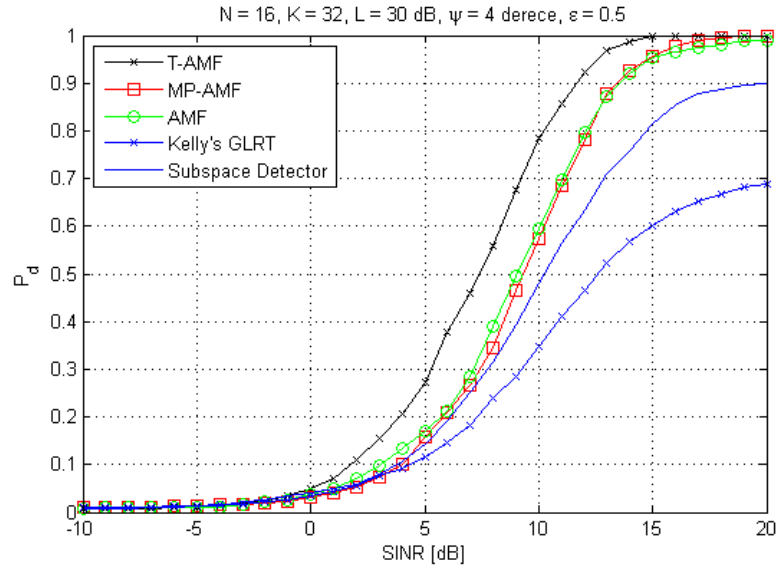
Son olarak, çok-yol yansımalarının geliş açısıyla doğrudan gelen yansımanın geliş açısı arasındaki farkın düşük olduğu ortamlar düşündük. Bu senaryolarda, ψ açısı küçüldükçe çok-yol yansıması doğrudan gelenden ayırt edilemez olacaktır. Diğer bir deyişle çok-yol yansımalarının enerjisi, modellemedeki p teriminin içine doğru kayacak ve modellemedeki s teriminin etkisi azalacaktır. Çok-yol yansımalarının geliş açısıyla doğrudan gelen yansımanın geliş açısı arasındaki farkın etkilerini analiz edebilmek amacıyla, dikkate değer çok-yol yansımalarının olduğu $L = 30$ dB durumunda sırasıyla $\psi = 8^\circ$, $\psi = 6^\circ$, $\psi = 4^\circ$, $\psi = 2^\circ$ değerleri seçilmiş ve Şekil 4.8 – 11 arasında gösterilmiştir. Ayrıca dikkate değer çok-yol yansımalarının olduğu $L = 30$ dB durumundaki Şekil 4.6 ve Şekil 4.8 – 11 arasında, farklı ψ değerleri için tespit performansları incelenmiş ve MP-AMF üzerindeki etkisi Çizelge 4.2’de gösterilmiştir.



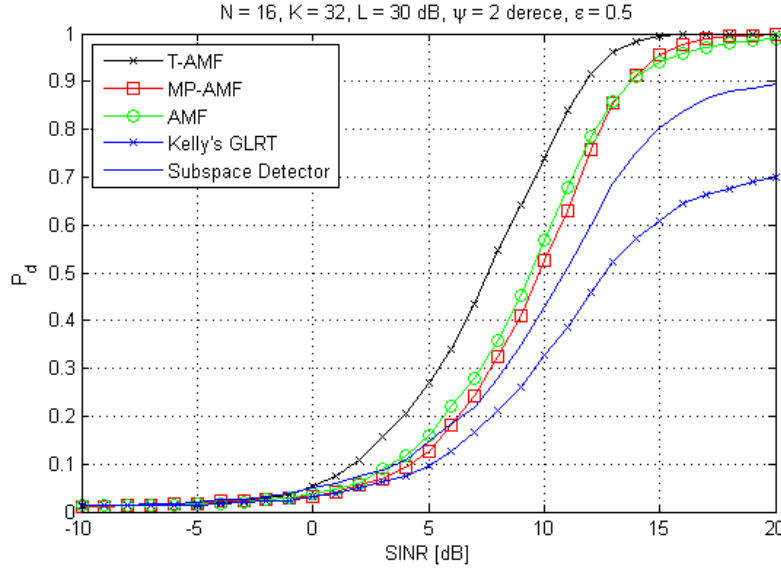
Şekil 4. 8 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=30$ dB, $\epsilon=0.5$, $\Psi=8$ derece.



Şekil 4. 9 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=30 \text{ dB}$, $\varepsilon=0.5$, $\Psi=6$ derece.



Şekil 4. 10 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=30 \text{ dB}$, $\varepsilon=0.5$, $\Psi=4$ derece.



Şekil 4. 11 : MP-AMF, T-AMF, AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısı için P_d -SINR karşılaştırması; $L=30$ dB, $\epsilon=0.5$, $\Psi=2$ derece.

Çizelge 4. 2 : $L=30$ dB için farklı Ψ değerlerinin MP-AMF üzerindeki performans etkisi.

| Ψ [derece] | MP-AMF algılayıcısının 0.9 Tespit olasılığını sağlaması için gerekli SINR değeri [dB] |
|-----------------|---|
| 10 | 10.7 |
| 8 | 12.4 |
| 6 | 13.2 |
| 4 | 13.8 |
| 2 | 14.1 |

Çizelge 4.2'de gösterildiği gibi MP-AMF, çok yol yansımaların geliş açısıyla doğrudan gelen yansımaların geliş açısı arasındaki fark olan ψ değişkeni 10 dereceden 2 dereceye yaklaştıkça $P_d = 0.9$ tespit olasılığını performans kaybı sergileyerek 3.4 dB SINR yukarıda sağlamıştır. Bunun sebebi ise çok-yol yansımalarının doğrudan gelen yansımadan ayırt edilemez olması ve çok-yol yansımalarının enerjisinin doğrudan gelen yansımaların içerisine kaymasıdır. Dolayısıyla çok-yol yansımaları ile alakalı $\alpha_2 s$ terimini sömürmek amacıyla fazladan güç tüketen bir modelleme kullanan MP-AMF, ψ açısı küçüldükçe performans kaybı yaşamış ve ortamda

dikkate değer çok-yol yansıması olsa bile AMF algılayıcısına karşı olan üstünlüğünü yitirmiştir.

Şekil 4.11’te görüldüğü gibi dikkate değer çok-yol yansımasının olduğu $L = 30$ dB durumunda $\psi = 2^\circ$ seçilmiştir. Bu durumda, çok-yol sömürüsü yapan MP-AMF üstünlüğünü yitirmiş ve AMF ile benzer performans sergilemiştir. T-AMF ise kabul edilebilir performans kaybı gösterse de $\epsilon = 0.5$ seçimi ve kullandığı modellemeden dolayı hala iyi sonuç sergilemektedir.





5. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında, çok-yol smr radarı ile noktasal hedefler iin uyarlamalı algılama incelenmiř ve ortamın bilinmeyen grlt deęiřkenlerini kestiren ve kendisini buna gre uyarlayan yeni bir algılayıcı tasarlanmıřtır. MP-AMF adını verdięimiz bu algılayıcı, literatrdeki mevcut uyarlamalı algılayıcılardan farklı olarak ortamdaki çok-yol sinyallerini hedef tespit ortamının n bilgisini kullanarak smrmektedir. Bu maksatla hedeften gelen sinyal, ortak deęiřinti matrisi bilinmeyen sıfır ortalamalı karmařık dairesel Gauss daęılımı grlt ile doęrudan gelen yansıma ve bilgi destekli çok-yol yansımasının toplamı olarak modellenmiřtir. Elde edilen algılayıcının performans deęerlendirmesi, var olan eřitli uyarlamalı algılayıcılar ile tespit olasılıęı cinsinden farklı çok-yol yansıma senaryolarında karřılařtırılarak verilmiřtir. Dikkate deęer ve doęrudan gelen yansımadan ayırt edilebilir çok-yol yansımalarının olduęu ortamlarda MP-AMF algılayıcısı, çok-yol yansımasını farklı yolla smren bir dięer uyarlamalı algılayıcı T-AMF ile benzer performans gsterirken; AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısına gre nemli bir SINR kazanımı sergileyerek stn performans gsterdięi gzlemlenmiřtir. Dięer bir deyiřle, çok-yol yansımasının enerjisini smren MP-AMF daha dřk SINR oranı ile çok-yol yansımasının enerjisini smrmeyen AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısıyla aynı tespit olasılıęını saęladıęı gzlemlenmiřtir. Bunun olası getirisi ve uygulaması olarak, dřk irtifa hedef tespiti veya řehir ortamında hedef tespiti gibi çok-yol sinyallerinin yoęun olduęu ortamlarda kullanılacak radarlarda MP-AMF algılayıcısının kullanılmasıyla; çok-yol smrs yapmayan AMF, SD ve Kelly'nin algılayıcısına kıyasla aynı sinyal gnderim gcn kullanarak daha uzaktaki hedeflerin tespitinin saęlanması veya aynı uzaklıktaki daha kk radar kesit alanına sahip hedeflerin tespitinin iyileřmesi dřnlebilir.

İleriki alıřmalarda, noktasal olmayan hedeflerin modellenmesi ve gerek veriler zerinde analiz yapılması planlanmaktadır.



KAYNAKLAR

- [1] **Skolnik, M.I.**, (2001). Introduction to Radar Systems, McGraw-Hill, Inc., New York, NY.
- [2] **Richards, M.A., Scheer, J.A., Holm, W.A.**, (2010). Principles of Modern Radar: Basic Principles. SciTech Pub., Inc.
- [3] **Skolnik, M.I.**, (2008). Radar Handbook, McGraw-Hill, Inc., New York, NY.
- [4] **Adamy, D.L.**, (2001). EW 101: A First Course in Electronic Warfare, Artech House, Inc.
- [5] **Neri, F.**, (2006). Introduction to Electronic Defense Systems, SciTech Publishing, Inc., Norwood, MA.
- [6] **Martino, A.D.**, (2012). Introduction to Modern EW Systems, Artech House Radar Library.
- [7] **Tsang, L., Au Kong, J.**, (2001). Scattering of Electromagnetic Waves: Advanced Topics, Wiley-Interscience, New York, NY.
- [8] **Nathanson, F.E., Reilly, J.P., Cohen, M.N.**, (1999). Radar Design Principles, Signal Processing and the Environment, Scitech Publishing, New Jersey, NJ.
- [9] **Kumbul, U., Hayvaci, H.T.**, (2016). Knowledge-Aided Adaptive Detection With Multipath Exploitation Radar, Sensor Signal Processing for Defence (SSPD), Edinburgh.
- [10] **Hayvaci, H.T., De Maio, A., Erricolo, D.**, (2013). Improved Detection Probability of a Radar Target in the Presence of Multipath with Prior Knowledge of the Environment, IET Radar Sonar & Navigation, vol. 7, no. 1, pp. 36-46, January.
- [11] **Sen, S., Nehorai, A.**, (2011). Adaptive OFDM Radar for Target Detection in Multipath Scenarios, IEEE Trans. On Signal Processing, vol. 59, no. 1, pp. 78-90, January.
- [12] **Setlur, P., Smith, G.E., Ahmad, F., Amin, M.G.**, (2012). Target Localization with a Single Sensor via Multipath Exploitation, IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, vol. 48, no. 3, pp. 1996-2014, July.

- [13] **Hayvaci, H.T., Setlur, P., Devroye, N., Erricolo, D.,** (2012). Maximum Likelihood Time Delay Estimation and Cramer-Rao Bounds for Multipath Exploitation, IEEE Radar Conference, pp. 0764-0768, Atlanta, GA.
- [14] **Hayvaci, H.T., Erricolo, D.,** (2013). Improved Radar Target Time-Delay Estimation with Multipath Exploitation, International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications (ICEAA), pp. 1232-1235, Torino.
- [15] **Kumbul, U., Hayvaci, H.T.,** (2017). Performance of Multipath Exploitation For Adaptive Target Detection, 25th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), Antalya.
- [16] **Richards, M.A.,** (2005). Fundamentals of Radar Signal Processing, McGraw-Hill, Inc., New York, NY.
- [17] **Scharf, L.L.,** (1991). Statistical Signal Processing: Detection, Estimation and Time Series Analysis, Addison- Wesley, United States.
- [18] **Vincent Poor, H.,** (1994). An Introduction to Signal Detection and Estimation, Dowden & Culver, Inc., United States.
- [19] **Kay, S.M.,** (1998). Fundamentals of Statistical Signal Processing, Detection Theory, vol. 2, Prentice Hall, New Jersey, NJ.
- [20] **De Maio, A., Greco, M.S.,** (2016). Modern Radar Detection Theory, SciTech, New Jersey, NJ.
- [21] **Robey, F.C., Fuhrmann, D.R., Kelly, E.J., Nitzberg, R.,** (1992). A CFAR Adaptive Matched Filter Detector, IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, vol. 28, no. 1, pp. 208-216, January.
- [22] **Kelly, E.J.,** (1986). An Adaptive Detection Algorithm, IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, vol. 22, no. 1, pp. 115-127, March.
- [23] **Kalson, S.Z.,** (1992). An Adaptive Array Detector with Mismatched Signal Rejection, IEEE Trans. On. Aerospace and Electronic Systems, vol. 28, no. 1, pp. 195-207, January.
- [24] **Kelly, E.J., Forsythe, K.,** (1989). Adaptive Detection and Parameter Estimation for Multidimensional Signal Models, Lincoln Lab, MIT, Lexington, USA.
- [25] **Raghavan, R.S., Pulsone, N., McLaughlin, D.J.,** (1996). Performance of the GLRT for Adaptive Vector Subspace Detection, IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, vol. 32, no. 4, pp. 1473-1487, October.

- [26] **Kraut, S., Scharf, L.L., McWhorter, L.T.,** (2001). Adaptive Subspace Detectors, IEEE Trans. On Signal Processing, vol. 49, no. 1, pp. 1-16, January.
- [27] **De Maio, A.,** (2005). Robust Adaptive Radar Detection in the Presence of Steering Vector Mismatches, IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, vol. 41, no. 4, pp. 1322-1337, October.
- [28] **Bandiera, F., De Maio, A., Ricci, G.,** (2007). Adaptive CFAR Radar Detection with Conic Rejection, IEEE Trans. On Signal Processing, vol. 55, no. 6, pp. 2533-2541, June.
- [29] **De Maio, A., De Nicola, S., Huang, Y., Zhang, S., Farina, A.,** (2009). Adaptive Detection and Estimation in the Presence of Useful Signal and Interference Mismatches, IEEE Trans. On Signal Processing, vol. 57, no. 2, pp. 436-450, February.
- [30] **Besson, O.,** (2007). Adaptive Detection with Bounded Steering Vectors Mismatch Angle, IEEE Trans. On Signal Processing, vol. 55, no. 4, pp. 1560-1564, April.
- [31] **Van Trees, H.L.,** (2001). Detection, Estimation and Modulation Theory, Vol. 1, John Wiley & Sons, New York, NY.
- [32] **Kay, S.M.,** (1993). Fundamentals of Statistical Signal Processing, Estimation Theory, vol. 1, Prentice Hall, New Jersey, NJ.
- [33] **Bandiera, F., Orlando, D., Ricci, G.,** (2009). Advanced Radar Detection Schemes Under Mismatched Signal Models, Synthesis Lectures on Signal Processing, no. 8, Morgan & Claypool Publishers.
- [34] **Aubry, A., De Maio, A., Foglia, G., Orlando, D.,** (2015). Diffuse Multipath Exploitation for Adaptive Radar Detection, IEEE Trans. On Signal Processing, vol. 63, no. 5, pp. 1268-1281, March.



ÖZGEÇMİŞ

Ad-Soyad : Utku Kumbul
Uyruđu : T.C.
Dođum Tarihi ve Yeri : 18.09.1990 / ANTALYA
E-posta : kumbul.utku@gmail.com

ÖĐRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2014, Atılım Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliđi
- **Lisans (Çift Anadal)** : 2015, Atılım Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliđi
- **Yükseklisans** : 2017, TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliđi

MESLEKİ DENEYİM:

| Yıl | Yer | Görev |
|--------------|--------------------|--------------------------------|
| 2017 - halen | HAVELSAN EHSIM A.Ş | Donanım Mühendisi |
| 2015 - 2017 | TOBB ETÜ | Burslu Yüksek Lisans Öğrencisi |

ÖDÜLLER:

| Yıl | Ödül |
|-------------|--|
| 2014 - 2015 | Bilgisayar Mühendisliđi Bölüm Birinciliđi |
| 2013 - 2014 | Üniversite, Fakülte ve Elektrik-Elektronik Mühendisliđi Bölüm Birinciliđi |
| 2012 - 2013 | Güneş Enerjili Araba için Kablosuz Telemetry Sistemi adlı proje ile Üniversite içerisinde düzenlenen Lisans Araştırma Projeleri şenliğinde ikincilik ödülü |

YABANCI DİL: İngilizce (YDS-2015 Nisan, 92.5)

TEZDEN TÜRETİLEN YAYINLAR, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- **Kumbul, U.,** Hayvacı, H.T., (2016). Knowledge-Aided Adaptive Detection With Multipath Exploitation Radar, Sensor Signal Processing for Defence (SSPD), Edinburgh.
- **Kumbul, U.,** Hayvacı, H.T., (2017). Performance of Multipath Exploitation For Adaptive Target Detection, 25th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), Antalya.

