

TOBB EKONOMİ VE TEKNOLOJİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE GELİŞMİŞ POLARİZASYON KESTİRİM
YÖNTEMİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Yusuf ÖNÜR

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Dr. Harun Taha HAYVACI

ARALIK 2022



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.



Yusuf ÖNÜR
İMZA



ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE GELİŞMİŞ POLARİZASYON KESTİRİM YÖNTEMİ

Yusuf ÖNÜR

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

Tez Danışmanı: Dr. Harun Taha HAYVACI

Tarih: ARALIK 2022

Günümüzde elektronik harp sistemlerinin önemi dramatik olarak artmaktadır. Elektronik Harp sistemlerinin unsurlarından olan elektronik destek sistemleri, elektromanyetik spektrumu pasif olarak kullanmaktadır. Yayılan sinyalleri analiz eden bu sistemler, düşman ve dost unsurların, yönlerini, konumlarını, kimliklerini, birlikler arası haberleşme içeriğini tespit edebilmektedir. Bu sayede, elektronik destek sistemleri istihbarat verilerinin çıkarılmasında büyük rol oynamaktadır. Teknolojinin gelişmesiyle birlikte, radar veya haberleşme sinyallerini analiz eden sistemler kabiliyetlerini genişletmektedir. Elektronik harp ve radar uygulamaları, keşif kabiliyetini artırmanın yanı sıra sinyal polarizasyon bilgilerini kullanarak hedef yön ve konum bulma performansını arttırmaya çalışmaktadır. Bu faktörler, sinyalin polarizasyon bilgisinin bahsedilen mevcut sistemlere dahil edilmesine yol açmıştır. Alıcının veya vericinin bulunduğu platformun konumuna veya yönüne bağlı olarak alıcı-verici arası polarizasyon uyumsuzluğu meydana gelebilmektedir. Hedef sinyallerin yüksek güçte alınabilmesi, başarılı bir yön bulma performansı veya elektronik harp sistemlerine karşı etkili bir karşı önlem alınabilmesi için alıcı ve vericideki polarizasyon uyumsuzluğunun önlenmesi gerekmektedir. Bu yüzden elektronik destek sistemlerinde, yayılan sinyalin polarizasyonunun tespiti, kimliklendirme, yön ve konum bulma sistemlerinde kritik bir rol oynamaktadır.

Bu çalışmada, gelen sinyalin polarizasyonunu derin öğrenme yoluyla kestiren bir yaklaşım önerilmiştir. Önerilen yaklaşımda, öncelikle klasik geliş açısı ve polarizasyon kestirimi gerçekleştiren algoritmalar gibi kovaryans matrisi hesaplanmaktadır. Hesaplanan kovaryans matrisinin gerçek, sanal ve faz değerlerinden algoritmanın giriş görüntüleri elde edilmiştir. Evrişimsel sinir ağları sayesinde giriş görüntülerinden öznitelikler çıkarılıp, tam bağlı katmanlar sayesinde polarizasyon kestirimi yapılmaktadır. Çalışmada doğrusal polarizasyon belli çözünürlüklerde ele alınmıştır. İlk sınıf yatay polarizasyon ve son sınıf dikey polarizasyon olmak üzere, doğrusal polarizasyon on farklı sınıfa ayrılmıştır. Gözetimli öğrenme modelini benimseyen ve evrişimsel sinir ağlarını ve tam bağlı katmanları içeren model, klasik algoritmalara göre daha hızlı sonuç vermiştir. Önerilen yaklaşım gerçek-zamanlı sistemlerde kullanılma potansiyelini ortaya koymuştur. Polarizasyon sınıfı kestirme performansı kapsamında, hatalı kestirimlerde dahi komşu sınıfları kestiren algoritma özellikle düşük SNR değerlerinde klasik MUSIC algoritmasına göre daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Ayrıca tez kapsamında, geliş açısı kestirimi için de hibrit bir algoritma önerilmiştir. Önerilen hibrit algoritma, öncelikle evrişimsel sinir ağı tabanlı bir algoritma ile polarizasyon kestirimi yapmaktadır. Sonrasında geliş açısı kestirimi için klasik Çoklu Sinyal Sınıflandırma (Multiple Signal Classification-MUSIC) algoritması kullanılmaktadır. Evrişimsel sinir ağları ile polarizasyon kestiriminin sonucunda, klasik MUSIC algoritması polarizasyon parametrelerini taramadan doğrudan sadece uzamsal açılarda arama yapacağından, geliş açısını daha hızlı kestirmiştir. Önerilen hibrit algoritma, düşük SNR değerlerinde, polarizasyonu daha başarılı kestirdiğinden, geliş açısı kestirimi kapsamında klasik MUSIC algoritmasına göre daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Anahtar Kelimeler: Polarizasyon kestirimi, Doğrusal polarizasyon, Geliş açısı kestirimi, Derin öğrenme, Evrişimsel sinir ağları.

ABSTRACT

Master of Science

ADVANCED POLARIZATION ESTIMATION METHOD WITH MACHINE LEARNING

Yusuf ÖNÜR

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

Supervisor: Dr. Harun Taha HAYVACI

Date: DECEMBER 2022

Nowadays, the importance of electronic warfare systems is increasing. Electronic support systems, which are one of the elements of Electronic Warfare systems, passively use the electromagnetic spectrum. These systems, which analyze the emitted signals, are able to detect the directions, positions, identities, and content of communication between the enemy and friendly elements. In this way, electronic support systems play a major role in extracting intelligence data. With the development of technology, systems that analyze radar or communication signals are expanding their capabilities. Electronic warfare and radar applications try to increase target direction and position finding performance by using signal polarization information as well as increasing reconnaissance capability. These factors have led to the incorporation of polarization information of the signal into existing systems. Depending on the location or direction of the platform where the receiver or transmitter is located, polarization mismatch between the transmitter and receiver may occur. In order for target signals to be received at high power, for successful direction finding performance, or for an effective countermeasure against electronic warfare systems, polarization mismatch in the receiver and transmitter must be prevented. Therefore, detection of the polarization of the emitted signal in electronic support systems plays a critical role in identification, direction and position finding systems.

In this study, an approach that estimate the polarization of the incoming signal through deep learning is proposed. In the proposed approach, first of all, the covariance matrix is calculated, such as algorithms that perform classical angle of arrival and polarization estimation. The input images of the algorithm were obtained from the real, imaginary and phase values of the calculated covariance matrix. Thanks to convolutional neural networks, features are extracted from the input images and polarization estimation is performed thanks to fully connected layers. In the study, linear polarization was considered at certain resolutions. Linear polarization is divided into ten different classes, the first class being horizontal polarization and the last class being vertical polarization. The model, which adopts the supervised learning model and includes convolutional neural networks and fully connected layers, has yielded faster results than classical algorithms. The proposed approach has revealed the potential to be used in real-time systems. Within the scope of polarization estimation performance, the algorithm that estimates neighboring classes even with erroneous estimates has given more successful results compared to the classical MUSIC algorithm, especially at low SNR values.

In addition, within the scope of the thesis, a hybrid algorithm is proposed for the estimation of the angle of arrival. The proposed hybrid algorithm primarily performs polarization estimation with a convolutional neural network based algorithm. Then, the classical Multiple Signal Classification (MUSIC) algorithm is used to estimate the angle of arrival. As a result of polarization estimation with convolutional neural networks, the classical MUSIC algorithm estimated the arrival angle faster, since it will search directly only spatial angles without scanning polarization parameters. Since the proposed hybrid algorithm estimates polarization more successfully at low SNR values, it has given more successful results compared to the classical MUSIC algorithm in the scope of angle of arrival estimation.

Keywords: Polarization estimation, Linear polarization, Direction finding, Deep learning, Convolutional neural networks.

TEŐEKKÜR

Yüksek lisans eğitiminin sırasında, bütün çalışmalarında yardım ve katkılarını eksik etmeyen danışman hocam Dr. Harun Taha HAYVACI başta olmak üzere, tüm TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölüm öğretim üyelerine çok teşekkür ederim.

İlk nefesimden bu yana beni sevgi ve hoşgörü ile büyüten, tüm olaylar karşısında kararlı bir duruş sergilememi ve bugünlere gelmemi sağlayan, beni her daim gerek maddi gerek manevi olarak destekleyen, her zaman yanımda olan canım annem Mihrican Duygu ÖNÜR'e ve canım babam Süleyman ÖNÜR'e çok teşekkür ederim.

Bu çalışmayı 2224-A Yurt Dışı Bilimsel Etkinliklere Katılımı Destekleme Programı kapsamında destekleyen TÜBİTAK BİDEB'e teşekkür ederim.

Sosyal, iş ve akademik hayatımda, her çıkmaza düştüğümde sevgisi ve sınırsız desteği ile yanımda olan, hayatıma huzur, neşe ve mutluluk katan canım sevgilim Sıla ÜSTÜNDAĞ'a çok teşekkür ederim.



İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET	v
ABSTRACT	viii
TEŞEKKÜR	x
İÇİNDEKİLER	xii
ŞEKİL LİSTESİ	xiv
ÇİZELGE LİSTESİ	xvi
KISALTMALAR	xviii
SEMBOL LİSTESİ	xx
1. GİRİŞ	1
1.1 Literatür Taraması	1
1.2 Tezin Amacı	6
1.3 Organizasyon	6
2. POLARİZASYON ve ÇOKLU SİNYAL SINIFLANDIRMA (MUSIC)	9
2.1 Polarizasyon	9
2.1.1 Doğrusal polarizasyon	10
2.1.2 Dairesel ve eliptik polarizasyon	12
2.2 ÇOKLU SİNYAL SINIFLANDIRMA (MUSIC)	15
2.2.1 Sinyal modeli	15
2.2.2 Geliş açısı kestirimi	17
2.2.3 Polarizasyon kestirimi	21
3. EVRİŞİMSEL SİNİR AĞLARI İLE POLARİZASYON KESTİRİMİ	25
3.1 Evrişimsel Sinir Ağları	26
3.2 Veri Seti	28
3.3 Evrişimsel Sinir Ağları ile Polarizasyon Kestirimi Algoritması	30
3.4 Hibrit Geliş Açısı Kestirimi Algoritması	33
4. DENEY SONUÇLARI ve ANALİZLER	37
4.1 Deney Sonuçları	37
4.2 Polarizasyon Kestirimi Problemi için Hız ve Doğruluk Analizleri	37
4.3 Geliş Açısı Kestirimi Analizleri	39
5. GÖZLEMLER, YORUMLAR ve GELECEK ÇALIŞMALAR	41
KAYNAKLAR	43



ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 1.1: Alıcı Anten Dizileri ile Yön Bulma (Direction Finding)	1
Şekil 1.2: Doğrusal Polarizasyon Açısının Kestirimi	4
Şekil 2.1: θ -polarize Bir Dalganın Elektrik Alanı	11
Şekil 2.2: Doğrusal Polarizasyonlu Dalgalar	11
Şekil 2.3: Dairesel ve eliptik polarizasyon	14
Şekil 2.4: Geliş Açısının Faz Farklarından Hesaplanması	17
Şekil 2.5: Örnek MUSIC Spektrumu-Yanca Açısı Kestirimi	20
Şekil 2.6: 8 Elemanlı Düzgün Dairesel Anten Dizisi.	21
Şekil 2.7: Polarizasyon Parametresi Spektrumu	22
Şekil 2.8: Doğru Polarizasyon Tahmininde MUSIC Spektrumu.	23
Şekil 2.9: Yanlış Polarizasyon Tahmininde MUSIC Spektrumu.	23
Şekil 3.1: Yapay Sinir Hücresinin Çalışma Şekli	25
Şekil 3.2: Evrimsel Sinir Ağının Örnek Girdi Görüntüsü	30
Şekil 3.3: Polarizasyon Açılarında Kovaryans Matrisinin Gerçek Değerleri . . .	31
Şekil 3.4: Polarizasyon Açılarında Kovaryans Matrisinin Sanal Değerleri	31
Şekil 3.5: Polarizasyon Açılarında Kovaryans Matrisinin Fazı	32
Şekil 3.6: Polarizasyon Kestirimi için Önerilen Model	34
Şekil 3.7: Geliş Açısı Tahmini için Önerilen Algoritma Akış Şeması	35
Şekil 4.1: Algoritmaların Polarizasyon Derecesi Kestirimi RMSE Analizi	38
Şekil 4.2: POLCNN Algoritmasının Polarizasyon Kestirimleri	38
Şekil 4.3: MUSIC Algoritmasının Polarizasyon Kestirimleri	39
Şekil 4.4: MUSIC ve Önerilen Hibrit Algoritmanın Yanca Açısı Hata Analizi . .	40



ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 4.1: Polarizasyon Kestirimi İçin Algoritmaların Harcadığı Zaman . . .	39
Çizelge 4.2: Geliş Açısı Kestirimi İçin Algoritmaların Harcadığı Zaman	40





KISALTMALAR

- CNN** : Convolutional Neural Network (Evrşimli Sinir Ađı)
- DF** : Direction Finding (Yön Kestirimi)
- DoA** : Direction of Arrival (Geliş Açısı)
- ESPRIT** : Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques
(Sinyal Parametrelerinin Rotasyonel Değişmezlik Teknikleriyle Kestirimi)
- LoS** : Line of Sight (Görüş Hattı)
- MUSIC** : Multiple Signal Classification (Çoklu Sinyal Sınıflandırma)
- ReLU** : Rectified Linear Unit (Doğrultulmuş Doğrusal Birim)
- RNN** : Recurrent Neural Network (Tekrarlayan Sinir Ağları)
- SVD** : Singular Value Decomposition (Tekil Değer Ayrışması)



SEMBOL LİSTESİ

Bu çalışmada kullanılmış olan simgeler açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

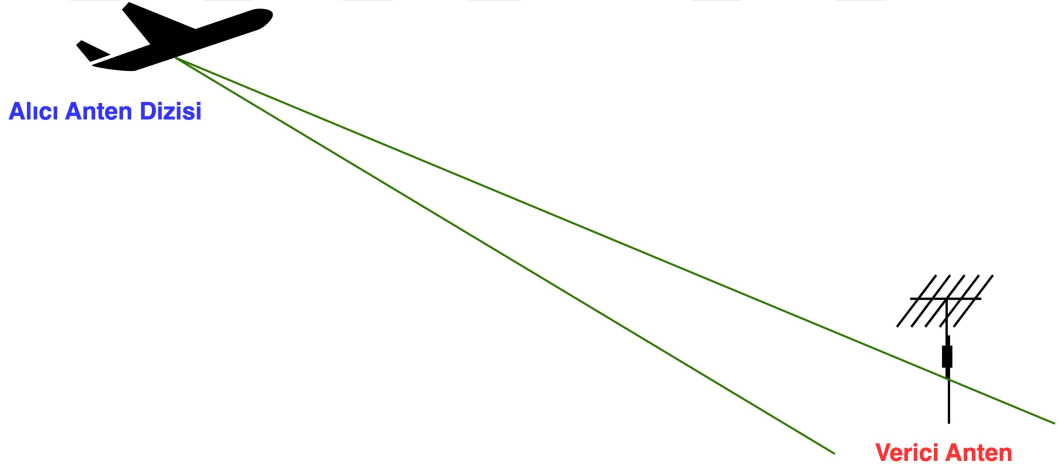
Simgeler	Açıklama
d	Antenler arası mesafe
dB	Desibel
\vec{E}	Elektrik Alan
\vec{E}_1	Elektrik Alanın Yatay Bileşeni
\vec{E}_2	Elektrik Alanın Dikey Bileşeni
E_n	Gürültü Alt Uzayı
\vec{H}	Manyetik Alan
K	Polarizasyon Katsayısı
M	Anten Dizisindeki Anten Sayısı
N	Gürültü
w	Frekans
X	Alıcıda Elde Edilen Sinyal
θ	Yanca Açısı
ϕ	Yükseliş Açısı
τ	Tilt Angle (Polarizasyon Açısı)
λ	Özdeğer
σ	Beyaz Gauss Gürültüsünün varyansı
γ	Birinci Polarizasyon Parametresi
η	İkinci Polarizasyon Parametresi



1. GİRİŞ

1.1 Literatür Taraması

Günümüzde radar ve elektronik harp kapsamındaki sistemlerin önemi dramatik şekilde artmaktadır. Ülke ve sınır güvenliği kapsamında geliştirilen bu sistemler, teknolojik gelişmelerle beraber keşif kapsamlarını genişletmektedir. Gelişmiş sistemler, hedef unsurları hakkında her türlü analizi yapmayı hedeflemektedir. Bundan yıllar önce kapsamlı istihbarat bilgilerini üretmek amacıyla, elektronik destek sistemleri geliştirilmeye başlanmıştır. Bu sistemler, özellikle askeri haberleşme tarafında, hedef sinyallerini pasif dinleyerek istihbarat toplamaktadır. Elektronik harp sistemlerinin önemli bir parçası olan; elektronik destek sistemleri, tehditlerden yayılan sinyalleri, anında tespit etmeyi, tanımayı, teşhis/analiz etmeyi, sinyallerin yönlerini ve konumlarını Şekil 1.1’de görüldüğü gibi bulmayı amaçlamaktadır.



Şekil 1.1: Alıcı Anten Dizileri ile Yön Bulma (Direction Finding)

Son zamanlarda yapay zeka uygulamaları tüm bilimsel alanlarda yaygınlaşmıştır. Literatürde, yapay zeka algoritmalarının özellikle sınıflandırma problemlerinde başarımları yönüyle, klasik algoritmalarından veya manuel kullanıcılardan daha iyi performans gösterdiği çalışmalar mevcuttur. Örneğin kaynak [1]’de yapılan çalışmada

insan hareketlerinin sınıflandırılmasına odaklanılmıştır. Bahsi geçen çalışmanın testleri gerçek havaalanı güvenlik gözetleme videolarıyla yapılmıştır. Klasik iki boyutlu evrimsel ağlar yerine, video girdileri alabilen üç boyutlu CNN ağları tercih edilmiştir. [2] 'de yapılan çalışmada derin tekrarlayan sinir ağları (RNN) vasıtasıyla hiperspektral görüntülerden obje ve alan sınıflandırılması çalışılmıştır. Bahsi geçen çalışma derin tekrarlayan sinir ağlarının hiperspektral görüntü işlemedeki potansiyelini ortaya koymuştur. [3] 'te nesne algılamaya çok hızlı bir çözüm sunan ve tek bir sinir ağı ve tek bir değerlendirme bloğundan ibaret olan YOLO (You Only Look Once) algoritması önerilmiştir. YOLO sayesinde, araştırmacılar saniyede 45 kare değerlendirebildiklerini ve ağlarının bir çok konseptteki nesneyi tanıyabildiğini iddia etmişlerdir. [4] 'te çevresel sesleri sınıflandırmaya yönelik, evrimsel sinir ağlarını kullanan bir çalışma yapılmıştır. Bahsi geçen çalışmada, köpek havlaması, havai fişek, yağmur, horoz, bebek ağlaması, hapşırma, deniz dalgaları, elektrikli testere, helikopter ve saat sesi gibi seslerin sınıflandırılması yüksek bir başarımla gerçekleştirilmiştir. [5] 'te evrimsel sinir ağlarını kullanarak göz irisinin sınıflandırılması çalışılmıştır. Kaynak gösterilen çalışmaların ortak noktası, insanların yapabildiği sınıflandırmaya alternatif üretmektir. Fakat insanlar doğuştan gelen yetenekleri veya sonradan öğrendiği yetenekler hariç her alanda özellikle sınıf çeşitliliğinin çok olduğu problemlerde sınıflandırmada başarılı olamayabilir. Herkes tarafından bilinen konular hariç, alan uzmanlık bilgisi olmayan bir insan o alandaki sınıflandırma problemini çözemeyecektir. Ayrıca, günümüz teknolojisinde gerçek-zamanlı sistemlere olan ihtiyaç dramatik şekilde artmıştır. Kaynak gösterilen makalelerin ortak noktalarından bir diğeri ise, hız konusunda çözüm üretmeleridir.

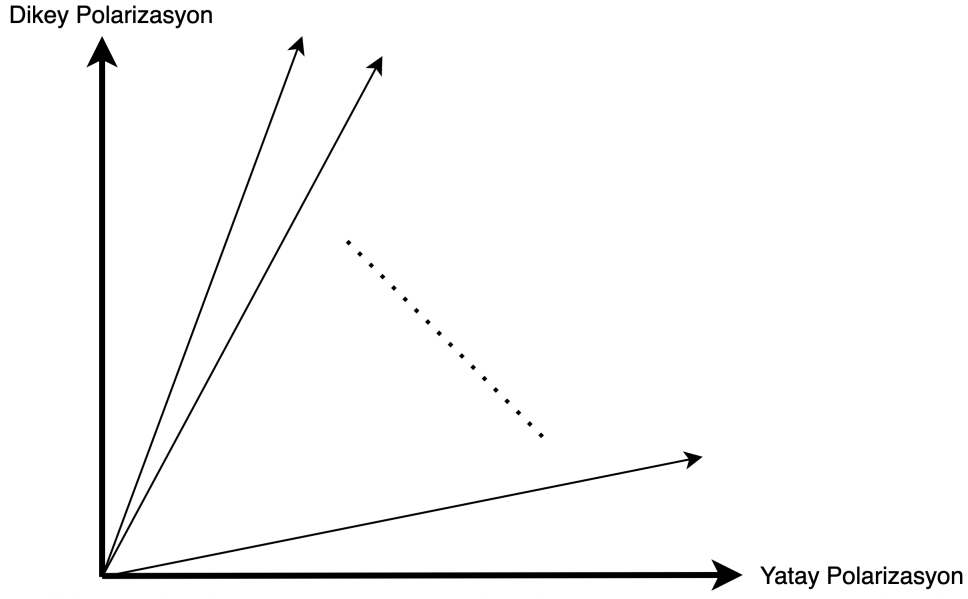
Bu gelişmelerin yanısıra, yapay zeka destekli sinyal işleme ve sınıflandırma algoritmaları son yıllarda popülerlik kazanmıştır. Bu gelişmenin sebeplerinden biri, bazı durumlarda derin öğrenme algoritmalarının klasik algoritmalara göre daha başarılı çalışmasıdır. Ayrıca denetimli öğrenme (supervised learning) metodları sayesinde, önceden bazı örnekler vasıtasıyla problemi öğrenen ağlar, sistem çalışırken sadece basit sayılabilecek bazı hesaplamalar yapar. Bu yüzden klasik algoritmalara göre ağırlı derinliğine de bağlı olarak daha hızlı çalışırlar. Örneğin [6]'da taşıyıcı frekans kayması,

sembol hızı ve çok yönlü sönümlenme etkileri göz önüne alınarak radyo sinyallerinin sınıflandırılmasına dair bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Günümüzde kullanılan tüm alıcı sistemlerinin frekans hassasiyetinin çok yüksek olmaması sebebiyle özellikle taşıyıcı frekansın kayması problemine çözüm getiren algoritma dikkat çekmiştir. [7]'de yapılan çalışmada derin sinir ağlarına dayalı gelişmiş kablosuz sinyal tanımlama yaklaşımları için spektrum verilerinden uçtan uca öğrenme yöntemi sunulmaktadır. [8] 'de gelen sinyalin modülasyonunun otomatik olarak tanınmasını sağlayan evrimsel sinir ağı tabanlı bir çalışma gerçekleştirilmiştir.

Geçmişteki radar ve elektronik harp sistemlerinde sinyallerin zaman alanına, frekans alanına ve verici-alıcının bulunduğu çevreye odaklanılırken, sinyalin polarizasyon bilgisi nadiren kullanılırdı. Teknolojinin gelişmesiyle birlikte radar veya haberleşme sinyallerini analiz eden sistemler artık daha fazla keşif gerçekleştirmektedir. Bazı elektronik harp ve radar uygulamaları, keşif kabiliyetini artırmanın yanı sıra sinyal polarizasyon bilgisini kullanarak yön ve konum kestirme performansını arttırmaya çalışmaktadır. Bu faktörler, bahsedilen mevcut sistemlerde sinyalin polarizasyon bilgisinin dahil edilmesine yol açmıştır. Örneğin polarizasyon kestirimi, anti-radyasyon arayıcı başlıklarında elektronik karşı önlemin bir parçası olarak sistemin kapasitesini artırmak için kullanılabilir [9].

Bilinen en basit polarizasyon doğrusal (linear) polarizasyondur. Tipik olarak, doğrusal polarizasyon dikey veya yataydır. Bununla birlikte, polarizasyon kestirimi Şekil 1.2'de gösterildiği gibi bir açı problemi olarak düşünülebilir. Örneğin, bir açık görüş hattı (Line of Sight-LoS) durumunda, dikey polarizasyona sahip bir anten tarafından yayılan bir elektromanyetik sinyal, alıcı sisteme 90° açıyla ulaşmaktadır. Bu durumda, eğer anten yatay polarizasyonda ise, sinyal alıcı sisteme 0° 'de ulaşacaktır. Ancak alıcı sistemdeki polarizasyon ortamı, vericinin veya alıcının konumuna ve oryantasyonuna göre $0-90^\circ$ arasında değişebilir. Yukarıdaki örnekteki verici antenin oryantasyonu 46° yere doğru bozulursa, alıcı sistemdeki sinyalin polarizasyonu 44° olarak ölçülmelidir.

Hedef sinyallerin yüksek güçte alınabilmesi veya başarılı bir elektronik karşı tedbir uygulanabilmesi için polarizasyon uyumsuzluğunun engellenmesi gerekir. Alıcı



Şekil 1.2: Doğrusal Polarizasyon Açısının Kestirimi

veya vericinin konumlandırıldığı platformun konumuna veya yönüne bağlı olarak polarizasyon uyumsuzluğu meydana gelebilmektedir [10], [11].

Gelen sinyalin polarizasyonu düzgün ölçülmezse, iletişim, radar veya elektronik harp uygulamaları bazı hatalı bulgular çıkarabilmektedir. Örneğin, bir Yön Bulma (Direction Finding) sisteminde, anten dizisine gelen sinyal ile antenler arasında bir polarizasyon uyumsuzluğu varsa, varış açısının kestirimi tam olarak doğru değildir. Bunu önlemek için olası tüm kutuplanmalar için çeşitli veriler toplanabilir ve tam kütüphane ile benzerlik oranı incelenebilir. Bu durumda arama alanının genişletilmesi gerekmektedir. Bu eylemin, algoritmaların hesaplama maliyeti üzerinde doğrudan bir etkisi vardır. Ek olarak, bu stratejinin tamamen etkili olabilmesi için yön bulma algoritmalarının polarizasyonu (kutuplanmayı) doğru bir şekilde tahmin etmesi gerekmektedir [12]. Bu gibi durumlarda, önce gelen sinyalin polarizasyonunu analiz etmek, alıcı-verici arasındaki polarizasyon uyumsuzluğunu düzeltmek veya analiz edilen polarizasyona göre önlem almak ve ardından gerekli işlemleri yapmak, yön bulma doğruluğunu arttıracaktır. Literatürde, önce gelen sinyalin polarizasyonunu bularak aktif karıştırmaya karşı önlem alan çalışmalar da mevcuttur [13]. Bu çalışmada, karıştırma sinyalinin polarizasyonu bulunup, aktivitelere sistemin sahip olduğu diğer polarizasyonlarda devam edilmektedir.

Geleneksel sistemlerde ve literatürde polarizasyon ve yön kestirimi için, Çoklu Sinyal Sınıflandırması (Multiple Signal Classification-MUSIC) ve Sinyal Parametrelerinin Rotasyonel Değişmezlik Teknikleriyle Kestirimi (Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques-ESPRIT) algoritmaları aracılığıyla alt uzay tabanlı yöntemler kullanılır [14], [15]. Gelen sinyalin açısını ve polarizasyonunu belirleyebilen bu tekniklerin hesaplama maliyeti yüksektir. Çünkü gelen sinyalin önceden toplanmış olan kalibrasyon verileri veya teorik olarak hesaplanan veriler ile benzerliğini incelerler [9], [16], [17]. Ayrıca, literatürdeki bazı yayınlar, ortamda yakın yönlerden gelen sinyaller mevcut olduğunda bahsi geçen algoritmaların performansının zayıf olduğunu göstermektedir [9]. Örneğin sinyalin geliş yönünü ve kutuplaşmayı belirlemek için MUSIC algoritması dört boyutta arama yapmaktadır. Bu arama işleminden dolayı hesaplama maliyeti artmaktadır.

Literatürde, Bayeşçi teoremi kullanan ve bu arama problemini tek bir boyuta indirgeyen [16], polarizasyon parametrelerini ortamda tek sinyal varlığında dışlamaya çalışan veya ortamda birden fazla sinyal olduğunda polarizasyon çeşitliliği bulunan alıcı anten dizisi kullanan [18], yüksek yükseliş açılarında polarizasyon ve yön bulmak için dairesel vektör anten dizilerini kullanan [19], hesaplama maliyetlerini azaltmak ve polarizasyon, geliş açısı kestirmek için ardışık ESPRIT algoritmaları kullanan [20], yine hesaplama maliyetlerini azaltmaya yönelik, iki boyutlu geliş açısı problemini bağımsız tek boyutlu birer geliş açısı problemine dönüştürmeye çalışan [21] ve polarizasyon parametre kestirimini geliş açısı kestiriminden bağımsızlaştırmaya çalışan [22] çalışmalar mevcuttur. Özetlemek gerekirse, literatürdeki çalışmalar, gelen sinyalin polarizasyonunun yanlış kestiriminin klasik algoritmalarla yapılan geliş açısı kestirime hata katacağını kanıtlar niteliktedir. Ayrıca, hem polarizasyon hem de geliş açısı için arama yapan algoritmaların hesaplama maliyetlerinin yüksek olduğunu iddia eden çalışmalar da yukarıda özetlenmiştir. Tez kapsamında, hem polarizasyon kestirimini geliş açısı kestirmedeki önemini kanıtlar nitelikte deneyler, hem de hesaplama maliyetine yönelik çalışmalar yapılmıştır. Önerilen yöntemler arama algoritmaları gibi elde edilen sinyal ile mevcuttaki bir kütüphanede herhangi bir ilintililik araması yapmamaktadır.

1.2 Tezin Amacı

Literatürde polarizasyon ve geliş açısı problemi kapsamında, polarizasyonu kestirmek, polarizasyon parametrelerini geliş açısı probleminden ayırmak ve arama algoritmalarındaki hesaplama maliyetlerini azaltmak gibi algoritmik yaklaşımlar benimsenmiştir. Sınıflandırma problemine yakın olan polarizasyon kestirimi problemi literatürde derin öğrenme algoritmalarıyla nadiren ele alınmıştır. Bu bağlamda, tez kapsamında önerilen algoritmalar literatüre ve pratik sistemlere yenilik katabilecek niteliktedir.

Tez kapsamında, klasik yön ve polarizasyon kestiren algoritmaların hesaplama maliyetlerini azaltmak, polarizasyonu kestirmek ve gelen sinyalin geliş açısı kestiriminin (Direction Finding-DF) performansını iyileştirmek için evrimsel sinir ağı tabanlı hibrit bir yaklaşım çalışılmıştır. Bu teknik, benzersiz bir derin öğrenme algoritmasına dayanmaktadır. Derin öğrenme, çok boyutlu ve çeşitli veri türleriyle ilgili sorunlara çözüm sunmaktadır. Ayrıca yöntem, denetimli öğrenme kapsamında geliştirildiği için eğitimin sonunda tahminlerini gerçekleştirirken basit sayısal hesaplamalar yapmaktadır. Bundan dolayı geliştirilen ağ gerçek zamanlı bir sistemde çalışabilecektir. Önerilen çözüm, polarizasyon derecesi kestiriminde klasik algoritmalara göre daha başarılı çalışmıştır. Ek olarak, önerilen hibrit algoritma kapsamında, özellikle düşük SNR değerlerinde gelen sinyalin polarizasyon kestirim doğruluğunu iyileştirerek, yön kestirimi adına mevcut algoritmaların performansını arttırmaktadır.

1.3 Organizasyon

Bu tez toplam beş bölümden oluşmaktadır. İkinci bölümde, öncelikle elektromanyetik dalganın polarizasyonundan ve polarizasyon türlerinden bahsedilecektir. Sonrasında geliş açısı kestirimi, polarizasyon kestirimi ve kullanılan sinyal modeli, Çoklu Sinyal Sınıflandırması (Multiple Signal Classification-MUSIC) algoritması kapsamında ele alınacaktır. Sinyal üretim adımları, evrimsel sinir ağları ve önerilen polarizasyon

kestirimi ve hibrit yön bulma algoritması Bölüm 3’te tartışılacaktır. Önerilen yaklaşım ile geleneksel MUSIC algoritması arasındaki deneysel karşılaştırmalar Bölüm 4’te verilecektir. Son bölümde ise gözlemler, yorumlar ve gelecek çalışmalar paylaşılacaktır.





2. POLARİZASYON ve ÇOKLU SİNYAL SINIFLANDIRMA (MUSIC)

2.1 Polarizasyon

Dalgaların dört farklı karakteristik özelliği bulunmaktadır:

- Dalganın Salınım Frekansı (Frequency of The Oscillation of The Wave)
- Yayılma Yönü (Direction of Propagation)
- Dalganın Yoğunluğu (Intensity of The Wave)
- Polarizasyon (Polarization)

İlk üç madde herhangi bir dalga için geçerli olsa da, dördüncü madde yani polarizasyon sadece elektromanyetik dalgalarda bulunmaktadır. Örneğin akustik dalgalar polarizasyona sahip değildirler [23].

Elektromanyetik dalgalar, birlikte var olan ve Maxwell denklemleri ile ilişkili olan elektrik ve manyetik alanlardan oluşmaktadır. Yani, ortamda zamanla değişen bir elektrik alanı olduğunda buna zamanla değişen bir manyetik alan eşlik edecektir. Bir serbest uzay dalgası kaynağından uzaklaştıkça, elektrik ve manyetik alanların birbirine ve dalga yönüne dik olduğu bir düzlem dalgasına geçmektedir.

Bir elektromanyetik dalganın elektrik alanı zamanla değişmektedir. Polarizasyon, zamanın bir fonksiyonu olarak belirli bir noktadaki elektrik alan vektörünün yönüdür. Polarizasyonunun sadece elektrik alan vektörünün yönü olarak ifade edilmesinin sebebi, bir elektromanyetik dalgada, elektrik alanının manyetik alana göre Denklem 2.1’de gösterildiği gibi oldukça güçlü olmasıdır [23].

Bir dalganın polarizasyonu doğrusal, dairesel ve eliptik olmak üzere basit olarak üç sınıfa ayrılabilir.

$$\begin{aligned}
E(z,t) &= E_0 \cos(\omega t - \beta z) \\
H(z,t) &= \frac{E_0}{\mu} \cos(\omega t - \beta z) \\
\mu &= 377 \Omega
\end{aligned} \tag{2.1}$$

2.1.1 Doğrusal polarizasyon

Doğrusal Polarizasyonda elektrik alan zamanın bir fonksiyonu olarak düz bir çizgi boyunca varlığını sürdürür. Elektromanyetik dalganın yayılma yönünün z ekseninde olduğunu varsayarsak elektrik alan x ekseninde ve manyetik alan y ekseninde veya elektrik alan y ekseninde ve manyetik alan x ekseninde kabul edilebilir. Bu kapsamda, doğrusal polarizasyon üç farklı biçimde bulunabilir.

1. X-polarize Dalga (Yatay Polarize Dalga)

X-polarize dalgada, elektrik alanın x bileşeni ortamda bulunurken y bileşeni bulunmamaktadır. Yani dalga x eksenini boyunca hareket eder.

$$E_x = \text{mevcut}, E_y = 0$$

2. Y-polarize Dalga (Dikey Polarize Dalga)

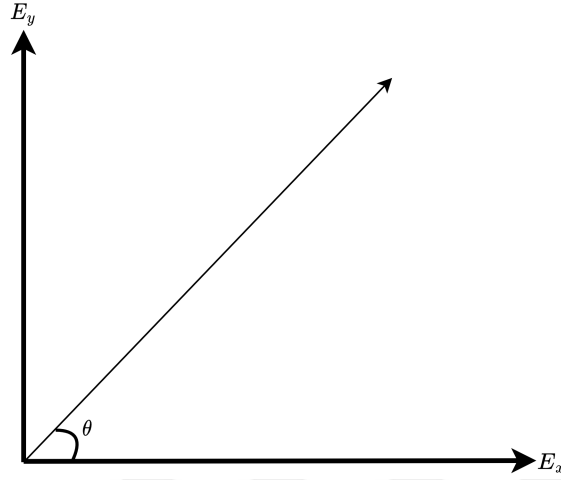
Y-polarize dalgada, elektrik alanın y bileşeni ortamda bulunurken x bileşeni bulunmamaktadır. Yani dalga y eksenini boyunca hareket eder.

$$E_x = 0, E_y = \text{mevcut}$$

3. θ -polarize Dalga

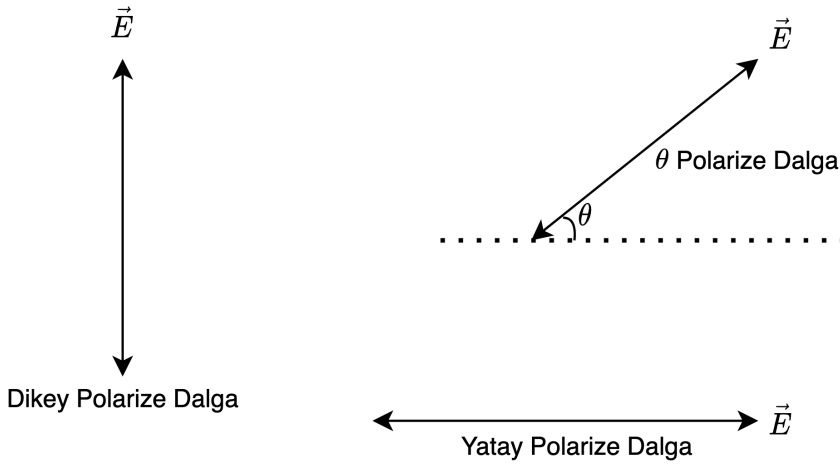
θ -polarize dalgada, elektrik alanın x ve y bileşenleri aynı anda ortamda bulunmaktadır. Bu durumda elektrik alan Denklem 2.2'deki gibi ifade edilmektedir. Ayrıca θ -polarize bir elektromanyetik dalganın elektrik alanı Şekil 2.1'deki gibi ifade edilebilir.

$$E = \sqrt{E_x^2 + E_y^2} \quad (2.2)$$



Şekil 2.1: θ -polarize Bir Dalganın Elektrik Alanı

Özet olarak doğrusal polarizasyonlu dalgalar üç farklı kategoriye ayrılabilir. Bu üç farklı polarize dalga Şekil 2.2’de görselleştirilmiştir.



Dünya

Şekil 2.2: Doğrusal Polarizasyonlu Dalgalar

2.1.2 Dairesel ve eliptik polarizasyon

Elektromanyetik dalganın yayılma yönü z ekseninde olduğunda, elektrik alan vektörü Denklem 2.3'deki gibi ifade edilebilir [23].

$$\vec{E}(z,t) = \vec{E}_0 e^{i(\omega t - Kz)} \quad (2.3)$$

Denklem 2.3'de ω frekans, K ise polarizasyon katsayısıdır. \vec{E}_0 Denklem 2.4'deki gibi ifade edilebilir.

$$\vec{E}_0 = E_1 \hat{i} + iE_2 \hat{j} \quad (2.4)$$

Denklem 2.4'de E_1 ve E_2 sırasıyla elektrik alanın yatay ve dikey bileşenlerinin genlikleridir. Ayrıca, \hat{i} ve \hat{j} sırasıyla elektrik alanın yatay ve dikey bileşenleri birim vektörleridir. Denklem 2.4'deki \vec{E}_0 , Denklem 2.3'te yerine yazılırsa,

$$\begin{aligned} \vec{E}(z,t) &= (E_1 \hat{i} + iE_2 \hat{j}) e^{i(\omega t - Kz)} \\ \vec{E}(z,t) &= (E_1 \hat{i} + iE_2 \hat{j}) [\cos(\omega t - Kz) - i \sin(\omega t - Kz)] \end{aligned} \quad (2.5)$$

Denklem 2.5'te $z = 0$ kabul edilirse,

$$\vec{E}(0,t) = (E_1 \hat{i} + iE_2 \hat{j}) [\cos(\omega t) - i \sin(\omega t)] \quad (2.6)$$

Denklem 2.6 genişletilirse,

$$\vec{E}(0,t) = (E_1 \cos(\omega t) \hat{i} + i \sin(\omega t) E_1 \hat{i}) + (iE_2 \cos(\omega t) \hat{j} - E_2 \sin(\omega t) \hat{j}) \quad (2.7)$$

Denklem 2.7 gerçekte ve sanal bileşenlerine ayrılırsa,

$$\vec{E}(0,t) = (E_1 \cos(wt)\hat{i} - E_2 \sin(wt)\hat{j}) + i(E_1 \sin(wt)\hat{i} + E_2 \cos(wt)\hat{j}) \quad (2.8)$$

Denklem 2.8'de gerçek ve sanal kısmın arasında 90 derece faz farkı olduğu gözlemlenebilir.

Denklem 2.8'in sadece gerçek kısmı dikkate alınırsa,

$$\vec{E}(0,t) = E_1 \cos(wt)\hat{i} - E_2 \sin(wt)\hat{j} \quad (2.9)$$

E_1 ve E_2 elektrik alanın yatay ve dikey bileşenlerinin genlikleri olmak üzere, aşağıdaki kabul yapıldığında,

$$E_x = E_1 \cos(wt), E_y = -E_2 \sin(wt)$$

Denklem 2.9, Denklem 2.10'a dönüşür.

$$\vec{E}(0,t) = E_x \hat{i} - E_y \hat{j} \quad (2.10)$$

E_x ve E_y arasında 90 derece faz farkı olduğu görülebilir. Denklem 2.10 incelendiğinde iki olası senaryo göze çarpar.

1. E_1 ve E_2 eşit olduğu durumda, E_r bir sabit olmak üzere, $E_1 = E_2 = E_r$ olduğunda,

$$E_x = E_r \cos(wt), E_y = E_r \sin(wt) \quad (2.11)$$

Elektrik alan Denklem 2.2'deki gibi ifade edilebildiğinden, yukarıdaki her iki denklemde önce karesini alıp sonra birbirine eklersek Denklem 2.12 oluşur.

$$E_x^2 + E_y^2 = E_r^2 \quad (2.12)$$

Denklem 2.12 bir çember/daire denklemini ifade eder. Yani elektrik alanın yatay ve dikey genlikleri birbirine eşitse ve aralarında 90 derece faz farkı varsa

elektromanyetik dalga dairesel polarizasyona sahiptir.

2. E_1 ve E_2 eşit olmadığı durumda, E_1 ve E_2 sırasıyla elektrik alanın yatay ve dikey bileşenlerinin genlikleri olmak üzere, aşağıdaki kabul yapıldığında,

$$E_x = E_1 \cos(\omega t), E_y = -E_2 \sin(\omega t) \quad (2.13)$$

Eşitlikte E_1 ve E_2 karşı tarafa atılırsa,

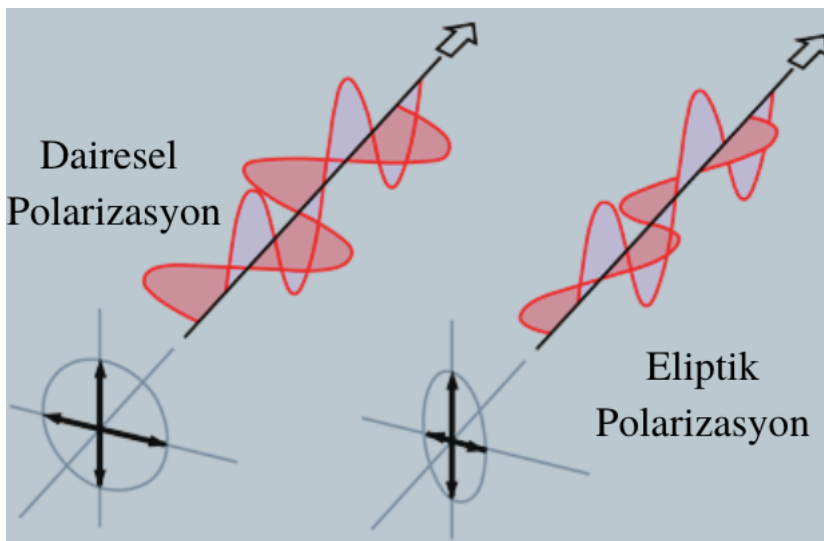
$$E_x/E_1 = \cos(\omega t), E_y/E_2 = -\sin(\omega t) \quad (2.14)$$

Elektrik alan Denklem 2.2'deki gibi ifade edilebildiğinden, yukarıdaki her iki denkleminde önce karesini alıp sonra birbirine eklersek Denklem 2.15 oluşur.

$$E_x^2/E_1^2 + E_y^2/E_2^2 = 1 \quad (2.15)$$

Denklem 2.15 bir elips denklemini ifade eder. Yani elektrik alanın yatay ve dikey genlikleri birbirine eşit değilse ve aralarında 90 derece faz farkı varsa elektromanyetik dalga eliptik polarizasyona sahiptir.

Dairesel ve eliptik polarizasyon Şekil 2.3'teki gibi görselleştirilebilir.



Şekil 2.3: Dairesel ve eliptik polarizasyon [24]

2.2 ÇOKLU SİNYAL SINIFLANDIRMA (MUSIC)

Literatürde veya pratik çalışmalarda bir anten dizisine gelen birden çok sinyalden sinyal parametrelerini çıkarmak için Çoklu sinyal sınıflandırması (MUSIC) yöntemi sıklıkla kullanılmaktadır. Bu algoritma sinyallerin yönünü belirlemek için kullanılsa da, gelen sinyal hakkında önemli miktarda bilgi de çıkartmaktadır. Polarizasyon parametresi de çıkarılan bilgilerden biridir [14].

2.2.1 Sinyal modeli

M adet anten dizisi elemanlarına gelen dalga formu, esas olarak gürültü ve D adet sinyal kaynaklarından gelen sinyalden oluşur. Bu bağlamda, MUSIC yaklaşımı aşağıdaki sinyal modeline dayanmaktadır:

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ X_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha(\theta_1) & \alpha(\theta_2) & \dots & \alpha(\theta_D) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ F_D \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} N_1 \\ N_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ N_D \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

$$X = AF + N \quad (2.17)$$

2.16 ve 2.17'de açıklanan modelde karmaşık büyüklükler olan, $F_1, F_2 \dots$ ve F_D gelen sinyallerin genlik ve faz bilgilerini bir referansa göre (antenlerin yerleştirildiği koordinat düzleminin merkezi vb. gibi) temsil eder. Ek olarak, alıcı sistem içinde oluşturulan gürültü (örneğin, anten anahtarlama bloklarından veya doğrudan alıcı devrelerinden gelen termal gürültü) veya alıcıya sinyalle gelen gürültü, toplanmış bir karmaşık N vektörü olarak temsil edilir. A_{ij} , sinyal varış açılarının, dizi elemanı yerleşimlerinin ve polarizasyon parametrelerinin bilinen fonksiyonlarıdır.

A_{ij} sistem işlemi gerçekleştirmeden önce oluşturulduğu için bu bağlamda bilinen olarak tanımlanır. Örnek olarak A_{ij} , sistem başlamadan önce teorik olarak tahmin edilebilir veya kalibre edilebilir. A_{ij} 'nin kalibrasyonu tüm uzamsal açılardan tüm polarizasyonlar kapsamında kontrollü bir şekilde yayın yapılması ve alıcılarda bu sinyalin elde edilerek kayıt edilmesiyle mümkündür. Tarif edilen bu işlem uzun zaman alabileceğinden literatürde kalibrasyon zamanını azaltmak için bazı öneriler yapılmıştır [25]. Başka bir deyişle, dizi elemanlarının yerleşimleri bilindiği için, gelen her sinyalin yönü ve diğer sinyal parametreleri için a_{ij} şekillenir. Polarizasyon parametreleri göz ardı edilirse, koordinat sisteminin orijinine göre yönlendirme (steering) vektörü a_{ij} Denklem 2.18'deki gibi verilebilir.

$$a_{ij} = e^{-j2\pi(x_i \cos(\theta_j) \sin(\phi_j) + y_i \sin(\theta_j) \sin(\phi_j) + z_i \cos(\phi_j))} \quad (2.18)$$

Kartezyen koordinat sisteminde Denklem 2.18'deki anten dizisi elemanları ele alındığında, x, y ve z, antenin üç boyutlu uzaydaki konumunu gösterir. Ayrıca " θ " yanca açısını ve " ϕ " yükselme açısını belirtir. Yönlendirme vektörleri antenler arasında faz ve genlik ilişkisini belirtir. Örnek vermek gerekirse, M adet antenden oluşan ve gerçekte pek mümkün olmasa da uzayda tam olarak aynı noktada duran bir dizi anten düşünelim. Bu durumda, ortamda bir adet sinyal düşünürsek yönlendirme vektörümüz a_{ij} $M \times 1$ boyutunda Denklem 2.19'daki gibi şekillenir. Yani tüm antenler gelen sinyali faz ve genlikte eşit olarak almıştır.

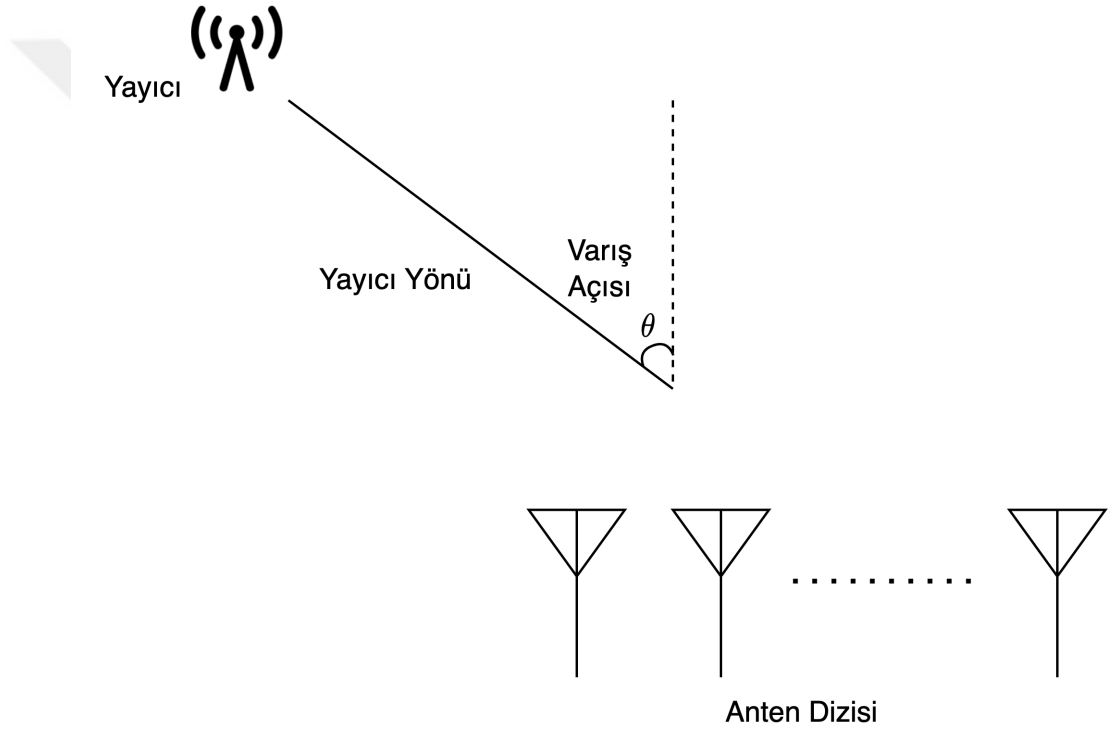
$$a_{ij} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \cdot \\ \cdot \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

Burada paylaşılan yönlendirme vektörü polarizasyon bilgisini içermez. Tezin ilerleyen

aşamalarında bu olguya değinilecektir.

2.2.2 Geliş açısı kestirimi

Anten dizisine gelen sinyal Şekil 2.4'te olduğu gibi antenler arasındaki mesafeden dolayı antenlerde faz ve genlik farkı oluşmaktadır. Geliş açısı kestiriminde, anten dizisine gelen sinyallerin antenlerde oluşturduğu faz ve genlik farklarından yararlanır. Gelen sinyalin frekansına, yönüne, polarizasyonuna, dizideki antenlerin konumlarına ve ortam etkilerine göre antenler arasındaki faz ve genlik farklılıkları oluşur [14].



Şekil 2.4: Geliş Açısının Faz Farklarından Hesaplanması

Şekil 2.4'te antenler arası mesafeyi d kabul edersek, c ışık hızı ve θ geliş açısı olmak üzere, t faz farkı Denklem 2.20'deki gibi hesaplanabilir. Ters olarak, ölçülen faz farkından geliş açısı kestirilebilmektedir.

$$t = \frac{-d}{c} \sin\theta \quad (2.20)$$

Ortamda birden fazla sinyal varlığında, tüm sinyaller anten dizisi elemanları üzerinde belli faz ve genlik farkları oluşturur. Bu sebeple, gelen sinyalin yönünü bulmak için geliş açısı kestirim algoritmaları türemiştir. Geliş açısı kestirim algoritmaları dört başlık altında toplanabilir. Bunlardan ilki klasik yöntemler olarak da nitelendirilen hüzme yönlendirme (beam-steering) veya sıfır yönlendirme (null-steering) teknikleridir. Bunun yanısıra alt-uzay tabanlı algoritmalar, maksimum olabilirlik algoritmaları ve bunların tümünü birleştiren hibrit yaklaşımlar literatürde ve pratik uygulamalarda görülmektedir.

Alt-uzay tabanlı MUSIC algoritması incelenecek olursa, ortamda D adet sinyal olması durumunda, alıcıda toplanan giriş sinyalini Denklem 2.21'deki gibi ifade edilebilir.

$$x(t) = \begin{bmatrix} \alpha(\theta_1) & \alpha(\theta_2) & \dots & \alpha(\theta_D) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1(t) \\ f_2(t) \\ \vdots \\ f_D(t) \end{bmatrix} + n(t) \quad (2.21)$$

$$f(t) = \begin{bmatrix} f_1(t) & f_2(t) & \dots & f_D(t) \end{bmatrix} \quad (2.22)$$

$$n(t) = \begin{bmatrix} n_1(t) & n_2(t) & \dots & n_M(t) \end{bmatrix} \quad (2.23)$$

Bu denklemlerde $x(t)$ alıcı kanallarına gelen giriş sinyalini ifade ederken, $f(t)$ D adet sinyal kaynağından yayılan sinyali, $\alpha(\theta)$ D adet sinyale ait yönlendirme vektörünü ve $n(t)$ alıcıda oluşan gürültüyü temsil eder. Giriş sinyallerinden elde edilecek kovaryans matrisi Denklem 2.24'deki gibi hesaplanabilmektedir.

$$R_{xx} = E \left[xx^H \right] = AE \left[ff^H \right] A^H + E \left[nn^H \right] \quad (2.24)$$

$E[.]$ beklenti operatörünü ifade ederken, $(x)^H$ ise x vektörünün eşlenik devrik

(transpose) halini ifade eder. Beklenen değerler düzenlendiğinde diğer bir deyişle alıcıda alınan sinyalin kovaryans matrisi,

$$R_{xx} = AR_{ff}A^H + (\sigma_n)^2I \quad (2.25)$$

şeklinde ifade edilebilir. R_{ff} sadece gelen sinyalin kovaryans matrisini ifade eder. A yönlendirme vektörlerinden (steering vectors) oluşan matristir. σ_n^2 beyaz gauss gürültüsünün varyansını ifade ederken I $M \times M$ 'lik kimlik(identity) matrisidir. R_{xx} matrisine tekil değer ayrışımı (singular value decomposition-SVD) uygulanıp özdeğerleri $\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_M$ çıkartılmaktadır.

$$|R_{xx} - \lambda_j I| = 0, j = 1, 2, \dots, M \quad (2.26)$$

Çıkarılan özdeğerler cinsinden kovaryans matrisi Denklem 2.26'daki gibi ifade edilebilir. Gelen işaret-sinyal sayısı D adet olmak üzere, $D < M$ isteri sağlandığında $M \times M$ 'lik sinyale ait kovaryans matrisinin $AR_{ff}A^H$ rankı D olur. Buradan yola çıkarak $AR_{ff}A^H$ 'in özdeğerlerinden $M - D$ tanesi sıfırdır. Bundan dolayı da Denklem 2.25'teki gelen toplam sinyalin yani R_{xx} 'in özdeğerlerinden $M - D$ tanesi gürültü varyansına eşit olur. Yani en küçük $M - D$ adet özdeğere karşılık gelen özvektörler, en yüksek D adet özdeğere karşılık gelen özvektörlere diktir. Diğer bir deyişle kovaryans matrisinin özvektörleri ya sinyal alt uzayına ya da gürültü alt uzayına aittir.

Özetle, Alt-uzay tabanlı algoritmalarından olan MUSIC yöntemi, anten dizisi elemanlarından alınan sinyallerin kovaryans matrisi S Denklem 2.27'deki gibi kestirilir. Gelen sinyal ve gürültünün anten dizisi boyunca ilintisiz olduğu varsayılır. E_n gürültü alt uzayı, S kovaryans matrisinden özvektör ve özdeğerlerin çıkarılmasıyla hesaplanır. Ortam D adet sinyal içerdiğinde, en büyük D özdeğerlerine sahip özvektörler sinyal alt uzayını temsil ederken, geri kalan özvektörler gürültü alt uzayını temsil eder. Çünkü varsayım, her bir antene gelen D sinyallerinin birbirleriyle ilintili olduğu, gürültünün olmadığı yönündedir. S kovaryans matrisinin özvektörleri bu bağlamda iki ortogonal uzaydan birine karşılık gelir. Bunlar birbirine dik olan sinyal

ve gürültü alt uzaylarıdır.

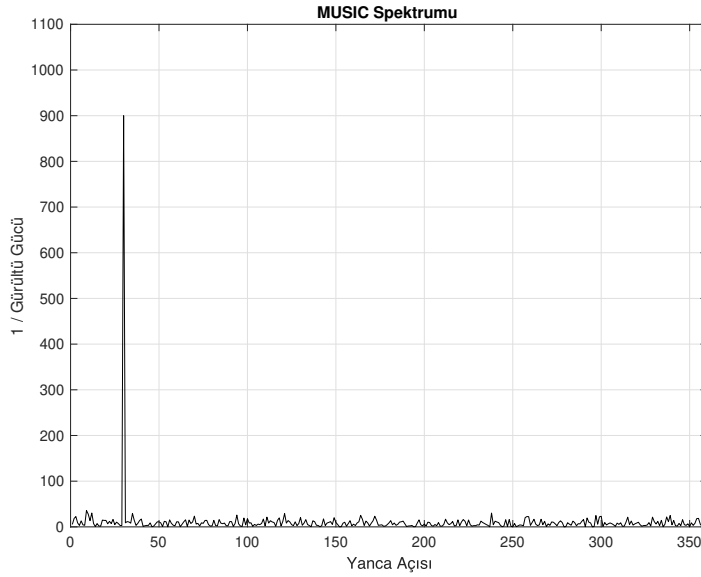
$$S \cong \overline{XX^H} \quad (2.27)$$

Gürültü alt uzayı, kovaryans matrisinde yukarıda belirtilen prosedürler uygulandıktan sonra oluşturulmaktadır. Buradaki ana varsayım, sinyalin varış yönündeki gürültü gücünün küçük olmasıdır. Gürültünün gücü Denklem 2.28'deki gibi ifade edilir.

$$P_{noise} = a_{\theta,\phi}^H E_n E_n^H a_{\theta,\phi} \quad (2.28)$$

$$P_{\theta,\phi} = \frac{1}{a_{\theta,\phi}^H E_n E_n^H a_{\theta,\phi}} \quad (2.29)$$

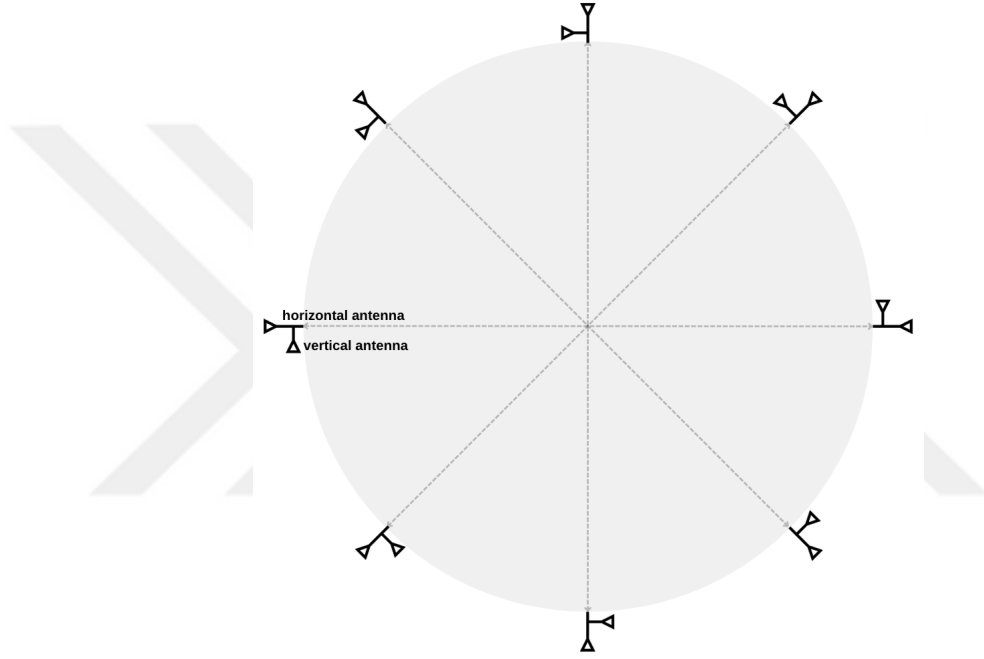
Bu varsayım altında, tüm gelen yönler için Denklem 2.29 çözüldüğünde, en yüksek değere sahip açılar, sinyalin yanca ve yükseliş açılarını temsil edecektir. Örnek bir MUSIC spektrumu Şekil 2.5'teki gibi gözükmemektedir. Burada gelen sinyalin anten dizisinin referansına göre 30° yanca açısında olduğu görülür.



Şekil 2.5: Örnek MUSIC Spektrumu-Yanca Açısı Kestirimi

2.2.3 Polarizasyon kestirimi

MUSIC algoritması, gelen sinyalin polarizasyonunu tahmin etmek için de kullanılabilir. Teoriye göre, yatay polarizasyona sahip bir sinyal, dikey polarizasyona sahip bir anten yardımıyla yüksek kazançlı olarak alınamaz [26]. Bu nedenle, anten dizisindeki elemanlar hem yatay hem de dikey polarizasyona duyarlı olmalıdır. Şekil 2.6'daki gibi M anten elemanına sahip düzgün dairesel anten dizisi için, a_P Denklem 2.31'deki gibi ifade edilebilir [27].



Şekil 2.6: 8 Elemanlı Düzgün Dairesel Anten Dizisi [28]

$$a(\theta, \phi, \gamma, \eta) = a(\theta, \phi) \otimes a_P(\theta, \phi, \gamma, \eta) \quad (2.30)$$

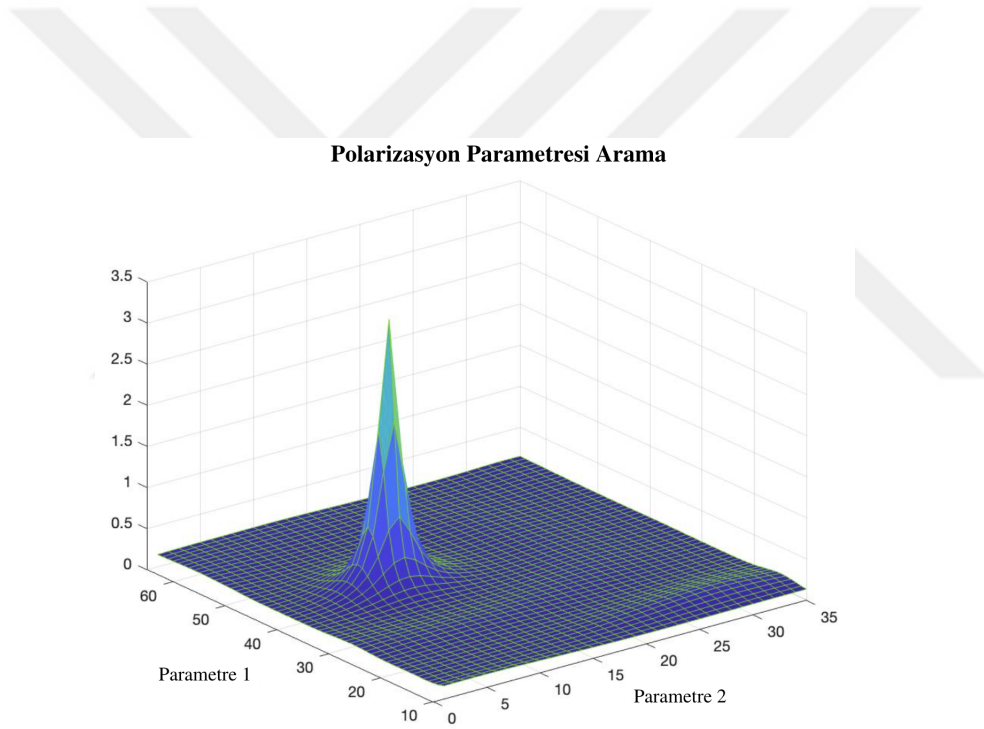
$$a_P(\theta, \phi, \gamma, \eta) = \begin{bmatrix} \cos(\phi_i)\cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i) \\ \cos(\phi_i)\sin(\theta_i) & \cos(\theta_i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sin(\gamma_i)e^{j\eta_i} \\ \cos(\gamma_i) \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

Kaynak [15] ve [29]'e göre, γ ve η polarizasyon parametreleri de dahil edildiğinde, A yönlendirme vektörü 2.30'daki gibi şekillenir. Burada \otimes , kronecker çarpımını temsil

eder ve a_p yönlendirme vektörü ile asıl yönlendirme vektörüne polarizasyon etkisini ekler.

Yönlendirme vektöründeki bu değişiklikten sonra 2.29'da olduğu gibi 2.32'de de dört boyutlu arama yapılabilir. $P_{\theta,\phi,\gamma,\eta}$ değeri tüm uzamsal yönler ve parametreler için hesaplanır. Burada elde edilen maksimum tepe değeri uzamsal açıları ve polarizasyon parametrelerini verir. Uzamsal açılar dikkate alınmadan yapılan bir arama Şekil 2.7'de gösterilmiştir.

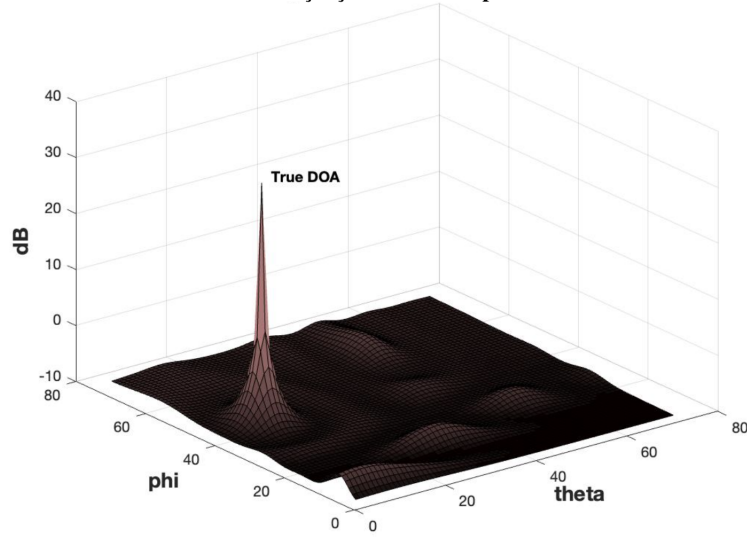
$$P_{\theta,\phi,\gamma,\eta} = \frac{1}{a_{\theta,\phi,\gamma,\eta}^* E_n E_n^* a_{\theta,\phi,\gamma,\eta}} \quad (2.32)$$



Şekil 2.7: Polarizasyon Parametresi Spektrumu [28]

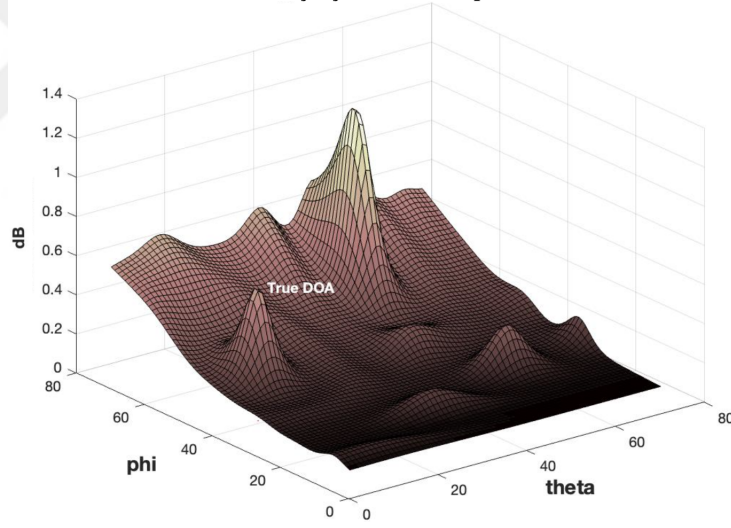
Varış yönünün doğru tahmini için doğru polarizasyon tahmininin önemi Giriş bölümünde aktarılmıştır. Polarizasyon parametresi doğru tahmin edilirse, Şekil 2.8'deki gibi bir MUSIC spektrumu elde edilir. Şekil 2.8'den görülebileceği gibi, sinyalin yönü çok keskin bir pik ile tahmin edilmektedir. Polarizasyon parametresi doğru tahmin edilmezse, Şekil 2.9'daki gibi bir MUSIC spektrumu elde edilir.

**Doğru Polarizasyon Tahmini Sonrası Uzamsal
Geliş Açısı Kestirme Spektrumu**



Şekil 2.8: Doğru Polarizasyon Tahmininde MUSIC Spektrumu [28]

**Yanlış Polarizasyon Tahmini Sonrası Uzamsal
Geliş Açısı Kestirme Spektrumu**



Şekil 2.9: Yanlış Polarizasyon Tahmininde MUSIC Spektrumu [28]

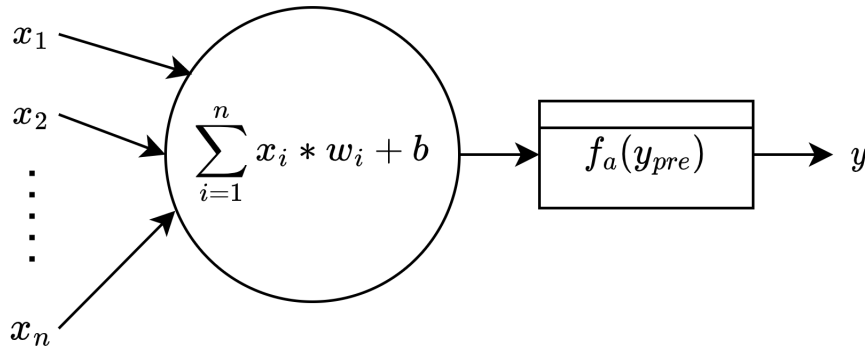
Bu MUSIC spektrumundaki sinyalin yönü yanlış tahmin edilmiş olup, gerçek yön spektrumda pik şeklinde görülememiş ve baskın olamamıştır.



3. EVRİŞİMSEL SİNİR AĞLARI İLE POLARİZASYON KESTİRİMİ

Derin sinir ağı, kendisine verilen örnekler yoluyla öğrenir ve insan öğreniminin bilgisayar uyarlamasıdır. Derin öğrenme makine öğrenmesinin bir alt dalı olarak nitelendirilebilir. Derin öğrenmedeki bir model, bir sesten, bir görüntüden veya toplanan bir sensörden gelen verilerden öğrenebilir [30]. Son yıllarda yapılan bazı araştırmalar, derin öğrenme algoritmalarının özellikle sınıflandırma probleminde insanlardan daha iyi performans gösterdiğini göstermiştir [31].

Tezde önerilen model evrişimsel sinir ağı tabanlıdır. Ancak evrişimsel sinir ağını açıklamadan önce yapay sinir ağına değinmek gerekir. Yapay sinir ağı, insanlarda olduğu gibi çok fazla sayıda yapay sinir hücresinin bir araya gelmesiyle oluşmuş yapılardır [32]. Bir yapay sinir hücresinin girdisi, diğer bir yapay sinir hücresinin çıktısı, sisteme verilmiş bir giriş değeri veya farklı işlemlerden geçmiş herhangi bir girdi olabilir. Yapay sinir hücresi kendisine gelen girdiyi bir nevi ağırlıklandırıp üstüne bir yanlılık değeri (bias) ekler. Yapay sinir hücresi; girdiyi, ağırlıklandığı ağırlık ve yanlılık değerlerini belli geri dönütlere göre güncelleyerek, sonucun şekillenmesine katkıda bulunur. Yapay sinir hücresinin sonunda ise, sinir hücresinin içinde yapılan işlem sonucunu belli değerler arasında tutmaya yarayan aktivasyon fonksiyonları bulunmaktadır. Bir yapay sinir hücresinin görselleştirilmesi Şekil 3.1'deki gibidir.



Şekil 3.1: Yapay Sinir Hücresinin Çalışma Şekli

Yapay sinir ağlarının amacı, verilen girdiye göre uygun bir çıktı üretmektir. Yapay sinir ağının girdisi x olursa, çıktısı y Denklem 3.1 ve 3.2'deki gibi hesaplanabilir.

$$y_{pre} = \sum_{i=1}^n x_i * w_i + b \quad (3.1)$$

$$y = f_a(y_{pre}) \quad (3.2)$$

Denklem 3.1 ve 3.2'de w_i her i girdisi için belirlenmiş ağırlık katsayıları, b belirlenen yanlılık değerini ve f_a aktivasyon fonksiyonunu temsil eder. Literatürde ve açık kaynak uygulamalarda kullanılan oldukça fazla aktivasyon fonksiyonu bulunmaktadır. Ağ yapısının amacına göre aktivasyon fonksiyonları seçilmelidir. Yapay sinir ağlarında en çok, doğrusal, ikili basamak, tanh, sigmoit, doğrultulmuş doğrusal birim (Rectified Linear Unit-ReLU) aktivasyon fonksiyonları kullanılmaktadır [33].

3.1 Evrişimsel Sinir Ağları

Günümüzde, hem akademik araştırmalar hem de gerçek deneyler, CNN sınıflandırıcılarının görüntüleri sınıflandırmada çok etkili olduğunu göstermiştir [34], [35]. Günümüzün sınıflandırıcıları, daha güçlü teknolojinin yanı sıra daha büyük, daha karmaşık modeller ve daha fazla veriye erişim sayesinde her zamankinden daha iyi performans göstermektedir. Bu evrime yeni ağ tasarımları ve tekniklerinin eşlik ettiği açıktır [36].

Evrişimli sinir ağlarının girdileri, resim gibi ızgara benzeri bir mimariye sahip verilerden oluşmaktadır. Belirli piksel değerlerine sahip üç boyutlu görüntüler veya matrisler, CNN katmanları için girdidir. Tipik olarak, CNN'lerin iki farklı katmanı ve tam bağlı katmanları bulunur. İki farklı katman sırasıyla evrişim katmanı ve havuzlama (pooling) katmanıdır. Katsayıları rastgele seçilen filtreler resim üzerinde gezdirildikten sonra evrişim katmanı, görüntüdeki pikseller için yerel karakteristikleri çıkarır. Ağ üzerindeki parametre sayısını azaltmak ve parametreleri özgünleştirmek için ise havuzlama katmanında işlemler gerçekleştirilir [37].

Evrişimsel sinir ağları genelde dört katmandan oluşur. Bunlar sırasıyla evrişim katmanı, havuzlama katmanı, düzeltme katmanı ve tam bağlı katmandır. Düzeltme katmanı hariç diğer katmanlar birden fazla bulunabilmektedir [38].

Evrişim katmanı, girdi olarak bir resim veya matris alabilir. Bu resim RGB bir resim gibi üç boyutlu bir resim ise, evrişim 3 kanalda da gerçekleştirilir. Evrişim katmanı temelde, girdi aldığı resmin üzerinde filtreler gezdirerek resimden öznitelik çıkartmaya çalışmaktadır. Denklem 3.3'te bir matrise bir filtrenin (kernel) uygulanışı ve çıktısı görülebilir.

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \leftrightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

Havuzlama katmanı, girdinin uzamsal boyutu boyunca basit bir şekilde alt örnekleme gerçekleştirerek parametre sayısını azaltmaya yarar. Maksimum havuzlama (maxpooling) ve ortalama havuzlama (averagepooling) en çok kullanılan havuzlama teknikleridir [38].

Düzeltilme katmanları, havuzlama katmanlarının çıkışında yer alır. Temel amaçları, çıkarılan öznitelikleri tam bağlı katmanlara girdi olacak şekilde uygun hale getirmektedir. Denklem 3.4'te çalışma şekli özetlenmiştir.

Tam bağlı katmanlar, aynı yapay sinir ağlarında olduğu gibi aldığı girdileri belirlenen ağırlık ve yanlılık değerleriyle güncelleyip çıktıları oluşturmaktadır. Belirlenen ağırlıklar ve yanlılık değerleri öğrenme süresince algoritma tarafından değiştirilir ve optimum değerler bulunur.

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 2 & 3 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

3.2 Veri Seti

$$\tan\alpha = \arctan(2 * (E_y/E_x)/(1 - (E_y/E_x)^2)) \quad (3.5)$$

Doğrusal polarizasyon derecesini (tilt angle) hesaplamak için γ polarizasyon parametresi kullanılabilir. Ayrıca, Elektrik alanın dikey ve yatay bileşeni kompleks şekilde ifade edilerek, doğrusal, dairesel ve eliptik gibi tüm polarizasyonlar oluşturulabilir. Eğer gelen sinyalin polarizasyonu doğrusal ise, elektrik alanın dikey ve yatay bileşeni gerçekte sayılardan oluşmalıdır. β polarizasyon derecesi, E_x ve E_y cinsinden, Denklem 3.5 ve 3.6'daki gibi hesaplanabilir [39].

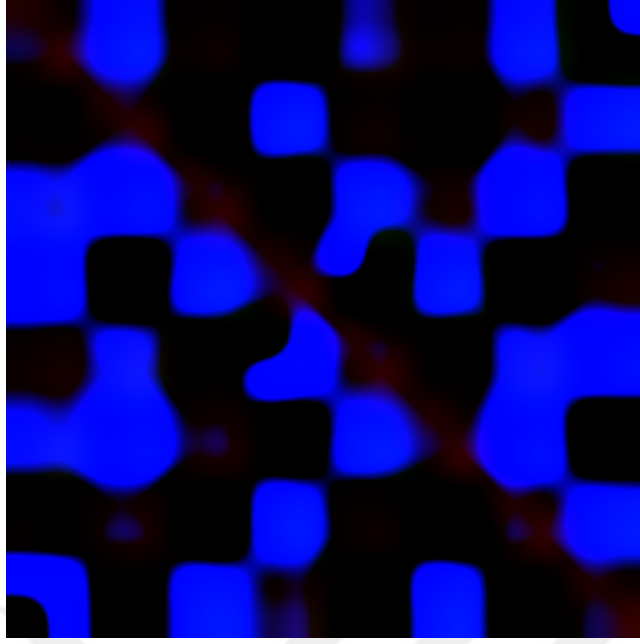
$$\beta = \begin{cases} \tan\alpha - (\text{sign}(\tan\alpha) * \pi/2), & E_y > E_x \\ \tan\alpha, & E_y < E_x \\ 45^\circ, & E_y = E_x \end{cases} \quad (3.6)$$

Tez çalışmaları kapsamında, derin öğrenme algoritmasını eğitmek için önemli miktarda veri gerekmektedir. Denklem 2.30'da, γ ve η polarizasyon parametrelerinin yönlendirme vektörlerini direkt etkilediği görülmektedir. Polarizasyon parametreleri, polarizasyon derecesine karşılık gelecek şekilde Denklem 3.5 ve 3.6'a göre üretilip, Denklem 2.30'da yerine koyulursa, elde edilen yönlendirme vektörleri kullanılarak giriş sinyali X , 2.17 denkleminde sentetik olarak elde edilebilir. Elde edilen sinyalden kovaryans matrisi hesaplanmaktadır. Kovaryans matrisinin gerçekte, sanal ve faz değerleri üç boyutlu bir matriste birleştirilmiştir. Bu matristen RGB görüntüleri gibi üç boyutlu görüntü elde edilmiştir. Girdi görüntülerini üretmek için Algoritma 1 benimsenmiştir. Evrişimsel sinir ağlarına girdi olarak kullanılacak örnek bir görüntü Şekil 3.2'de verilmiştir.

Evrişimsel sinir ağlarında evrişim katmanları, verilen girdi görüntülerinden öznelik çıkartmaya çalışmaktadır. Bir CNN'de evrişim katmanlarının ezberlemeden problemi genelleştirebilmesi için doğru öznelikleri çıkartması önemlidir. Probleme yaklaşırken ilk etapta giriş görüntüsü olarak gelen IQ sinyalin gerçekte, sanal ve genlik değerleri

Algorithm 1 Sinyal Üretimi

```
1: for YukselisAcisi = 0, 1, ..., 90 do
2:   for YancaAcisi = 0, 1, ..., 360 do
3:     Denklem 2.18'e göre  $a(\theta, \phi)$ 'yi hesapla.
4:     for polarizasyonAcisi = 0, 10, ..., 90 do
5:       Denklem 2.30 ve 2.31'e göre  $a_p(\theta, \phi, \gamma, \eta)$  ve  $a(\theta, \phi, \gamma, \eta)$  'yi
        (Denklem 2.17'deki A) hesapla.
6:       Denklem 2.17'deki X'i sentetik olarak üretilmiş S örnekli F sinyali ve
        A yardımıyla hesapla.  $X = AF$ 
7:       for iterasyon = 1, 2, ..., N do
8:         for SNR = -20dB, -19dB, ..., 50dB do
9:           SNR'a göre X sinyaline kanal bozulması ekle.
10:           $X = AF + N$ 
11:          R Kovaryans matrisini hesapla.
12:           $R = XX^*/S$ 
13:          R Kovaryans matrisini normalize et.
14:           $R = R/norm(R)$ 
15:          R Kovaryans matrisini boyutu 80x80 olacak şekilde interpolate
        et.
16:          Boyutu 80x80x3 olan imageR resmi üret.
17:           $imageR(:, :, 1) \leftarrow gercek(R)$ 
18:           $imageR(:, :, 2) \leftarrow sanal(R)$ 
19:           $imageR(:, :, 3) \leftarrow faz(R)$ 
20:          imageR matrisini RGB resmi gibi üç boyutlu olarak kaydet.
21:         end for
22:       end for
23:     end for
24:   end for
25: end for
```



Şekil 3.2: Evrişimsel Sinir Ağının Örnek Girdi Görüntüsü

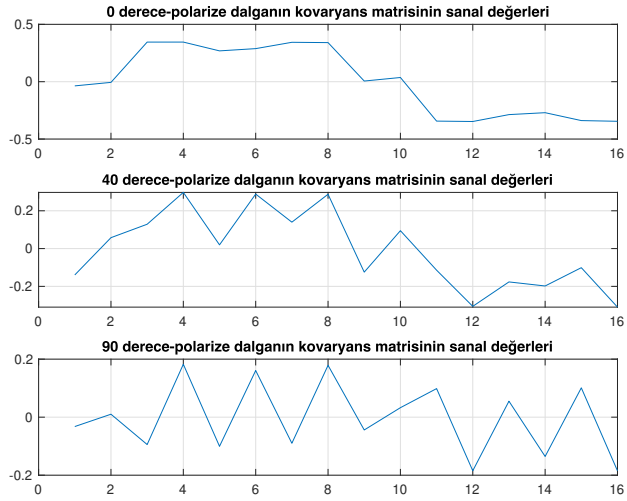
kullanılmıştır. Bu şekilde eğitilen model düşük SNR değerlerinde istenen düzeyde bir sınıflandırma performansı gösterememiştir. Akabinde farklı denemeler sonucunda, kovaryans matrisinin gerçek, sanal ve faz değerlerinin RGB görüntüsü gibi üç kanaldan oluşan görüntü modele verildiğinde model başarılı çalışmıştır. Aşağıdaki Şekil 3.3, 3.4, 3.5'te bu öznitelikler 0-derece, 40-derece ve 90-derece polarize dalgalar için görselleştirilmiştir. Özellikle faz değerlerinin polarizasyonlarda çok farklı seyrettiği gözlemlenmiştir.

3.3 Evrişimsel Sinir Ağları ile Polarizasyon Kestirimi Algoritması

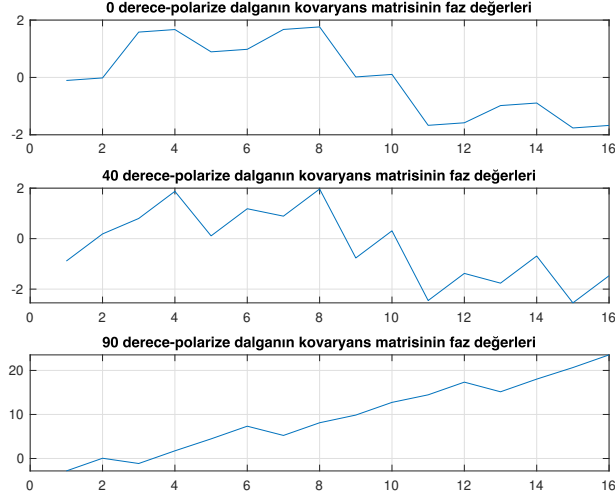
Tez kapsamında yapılan çalışmada, polarizasyon kestirimi için evrişimsel sinir ağlarını içeren bir model önerilmektedir. Derin öğrenme kapsamında, eğitim ve test için gerekli sinyaller, Şekil 2.6'da görülen dairesel geometriye uygun olmak kaydıyla sentetik olarak oluşturulmaktadır. Kovaryans matrisi elde edilmeden önce hem dikey hem de yatay polarizasyon için toplamda 16 kanaldan 520 örnek (snapshot) toplandığı varsayılmıştır. Örnek (snapshot) sayısı gerçek-zamanlı çalışan ve elektronik harp kapsamında kullanılan alıcı sistemleri baz alınarak belirlenmiştir. Burada sinyal üretilirken temel bantta dar bant bir sinyal kullanılmıştır. Bu sinyal,



Şekil 3.3: Polarizasyon Açılarında Kovaryans Matrisinin Gerçek Değerleri



Şekil 3.4: Polarizasyon Açılarında Kovaryans Matrisinin Sanal Değerleri



Şekil 3.5: Polarizasyon Açılarında Kovaryans Matrisinin Fazı

eđitim ve test sırasında sürekli olarak deęiştirilmiştir. Ayrıca kanal etkilerinin de sinyale verilmesi suretiyle alıcıda farklı sinyaller elde edilmiştir. Önerilen sinyal üretimi yöntemi, alıcı kanallardan toplanan sinyalin kovaryans matrisini Denklem 2.27'ye göre çıkartmaktadır. Veri seti bölümünde aktarıldığı gibi, kovaryans matrisi üzerinde interpolasyon yapıldıktan sonra, karmaşık kovaryans matrisinin gerçek, sanal ve faz deęerlerinden $80 \times 80 \times 3$ 'lük bir görüntü (matris) oluşturulur. Bu görüntü ađa girdi olarak gönderilir.

Geliştirilen modelde, öznetelik çıkarımı için ard arda üç adet evrişim (CONV) katmanı kullanılmıştır. Evrişim katmanlarını sınıflandırma problemi adına dört adet tam bađlı katman izlemektedir. Bırakma katmanları (dropout) sayesinde, bazı nöronlar her öğrenme döngüsünde ađdan çıkartılır. Modelin ezberlemesini önlemek amacıyla tam bađlı katmanlar arasında bırakma katmanları kullanılmıştır.

Oluşturulan derin ađda filtre sayıları 8, 16, 32, 64 ve filtre boyutları (3,3) olan evrişim (CONV) katmanları bulunmaktadır. Düzeltme katmanı, evrişim katmanlarını takip etmektedir. Ardından sırasıyla 192, 64, 480 ve 10 nöronlu oluşan tam bađlı katmanlar gelmektedir. Modeldeki tamamen bađlı katmanlardaki nöron sayılarının, evrişim katmanlarındaki filtre sayılarının, tam bađlı katmanların bırakma oranlarının optimal şekilde belirlenmesi adına HyperBand [37] tekniđi kullanılmıştır. Bu tekniđin

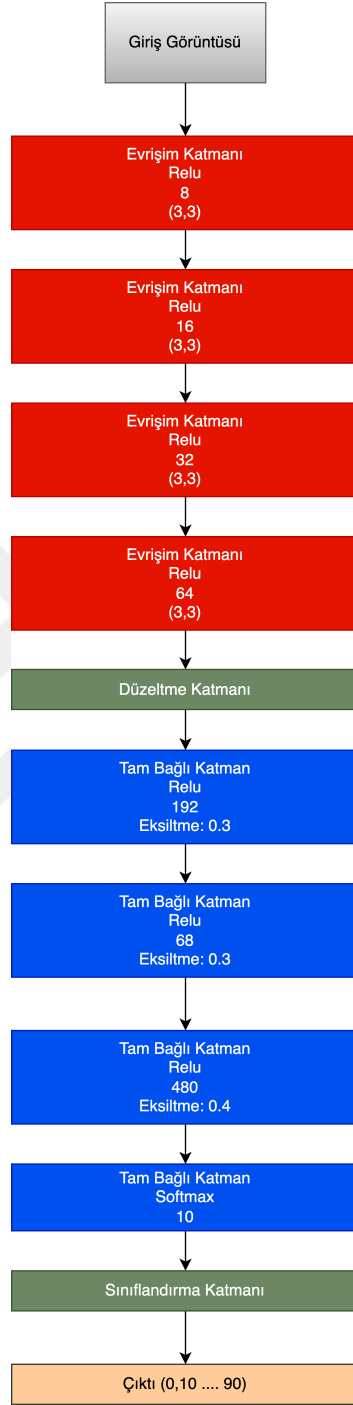
uygulanması için de keras-tuner kütüphanesinden yararlanılmıştır.

Son tam bağlı katman hariç, evrişim katmanlarının ve tam bağlı katmanların aktivasyon fonksiyonları "relu" iken, son tam bağlı katmanın aktivasyon fonksiyonu "softmax"tır. Oluşturulan modelin sonunda ise sınıflandırma katmanı bulunmaktadır. Model çıktı olarak polarizasyon derecesini 10 derece çözünürlükte vermektedir. Yani model, Şekil 1.2'de olduğu gibi 10 farklı sınıftan birini gelen sinyalin polarizasyonu olarak tanımlar. Şekil 3.6 tüm modeli özetlemektedir.

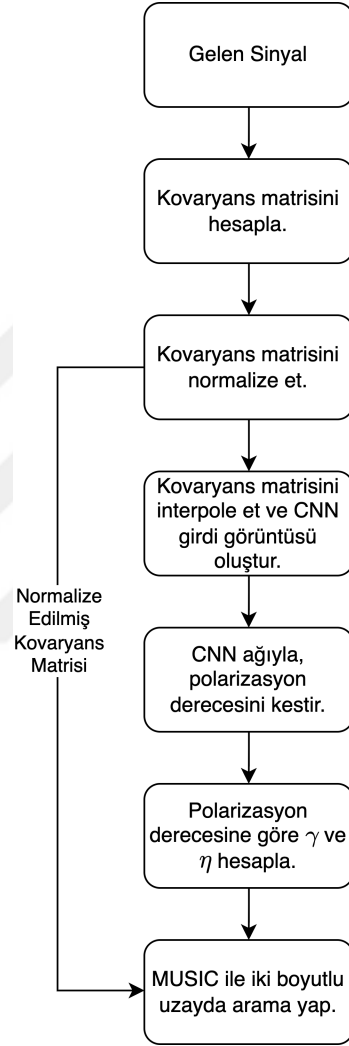
3.4 Hibrit Geliş Açısı Kestirimi Algoritması

Gelen sinyalin polarizasyonunun kestiriminin yön bulma performansını nasıl etkilediği ilk ve ikinci bölümünde aktarılmıştır. Literatürde polarizasyon etkilerini en aza indirmek veya polarizasyon tahminleri yapmadan geliş açısını bulmak için bazı çalışmalar yapılmıştır [40]. Bu çalışmanın bir diğer amacı, evrişimsel sinir ağları ile polarizasyon kestirimi yaparak geliş açısı kestirimi için MUSIC algoritmasının hızını ve doğruluğunu iyileştirmektir. Önerilen yöntemin akış şeması Şekil 3.7'de sunulmuştur.

Gelen sinyalin yönünü belirlemek için geleneksel MUSIC algoritması, Denklem 2.29'da gösterildiği gibi tüm parametreleri $(\theta, \phi, \gamma, \eta)$ dört boyutlu uzayda arar. Belirtilen dört uzayda tüm potansiyel parametreleri aramak zaman alıcı bir prosedürdür. Ayrıca, düşük SNR değerlerinde polarizasyon parametresini ve dolayısıyla gelen sinyalin yönünü tahmin etmek zordur. Bu çalışmada, CNN ağları ile gelen sinyalin polarizasyon parametrelerini MUSIC algoritmasına göre daha hızlı ve daha doğru bir şekilde tahmin ederken, ilgili polarizasyon parametrelerinde sadece yanca θ ve yükseliş ϕ taraması için MUSIC yöntemini kullanmak amaçlanmıştır.



Şekil 3.6: Polarizasyon Kestirimi için Önerilen Model



Şekil 3.7: Geliş Açısı Tahmini için Önerilen Algoritma Akış Şeması



4. DENEY SONUÇLARI ve ANALİZLER

4.1 Deney Sonuçları

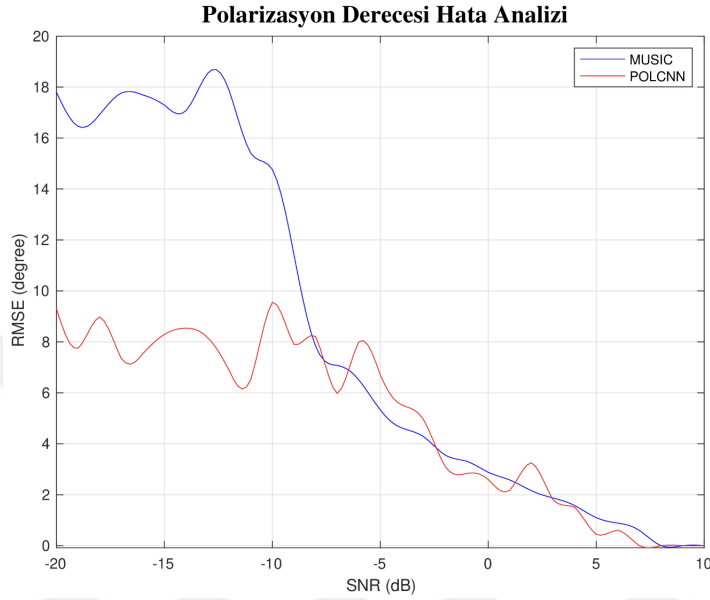
Polarizasyon ve geliş açısı kestirimi problemi için önerilen yaklaşımın bu bölümde klasik MUSIC algoritmasına göre karşılaştırmalı bir analizini yapılmıştır. Algoritmaların polarizasyon kestirim performansları ve yön bulma performansları iki aşamalı olarak paylaşılacaktır. Polarizasyon kestirimi problemi için üçüncü bölümde önerilen yöntem ve klasik MUSIC algoritmasının dört boyutlu uzayda arama yaptığı versiyonu karşılaştırılmıştır. Klasik MUSIC algoritmasına 16 ham veri kanalı girdi olarak verilmiştir. Önerilen yönteme de üçüncü bölümde bahsedildiği gibi, alınan sinyallerin çeşitli özelliklerinden oluşmuş giriş görüntüleri verilmiştir. Geliş açısı kestirimi problemi için önerilen Şekil 3.7'deki akış diyagramı ve klasik MUSIC algoritması karşılaştırılmıştır. İkinci karşılaştırmadaki girdiler ilkiyle aynı tutulmuştur.

4.2 Polarizasyon Kestirimi Problemi için Hız ve Doğruluk Analizleri

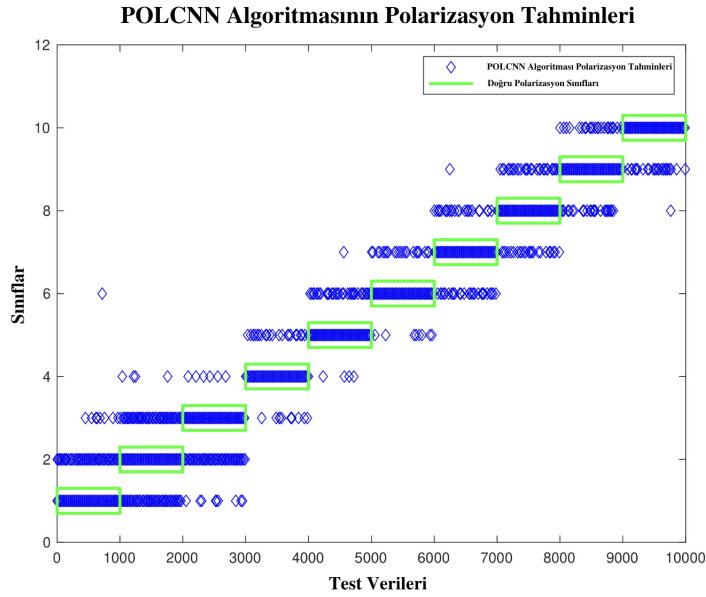
Sinyalin geldiği tüm yönler için yapılan analizde polarizasyon 10 derece çözünürlükte modifiye edilmiştir. Her iki algoritma da SNR seviyesinin 10dB ve üzerinde olduğu durumda çok başarılı çalışmaktadır. Bundan dolayı, hız ve doğruluk karşılaştırmaları, alıcıda ulaşılan SNR seviyesinin -30dB ile +10dB arasında olduğu durumlarda yapılmıştır. Algoritmalar tüm parametreler ışığında 1000 Monte Carlo koşusuna tabi tutulmuştur. Python programlama dili ve Apple M1 CPU kullanılarak MUSIC yöntemi ve önerilen yaklaşım karşılaştırılmıştır. Önerilen yöntemin eğitim aşamasında Keras kütüphanesinden yararlanılmıştır.

Algoritmalar için 520 örnekli (snapshot) sinyal alındığında, önerilen algoritma klasik MUSIC algoritmasına göre 28 kat daha hızlı çalışmaktadır. Ayrıca, Şekil 4.1 ile gösterildiği gibi, önerilen yaklaşım, özellikle düşük SNR senaryolarında,

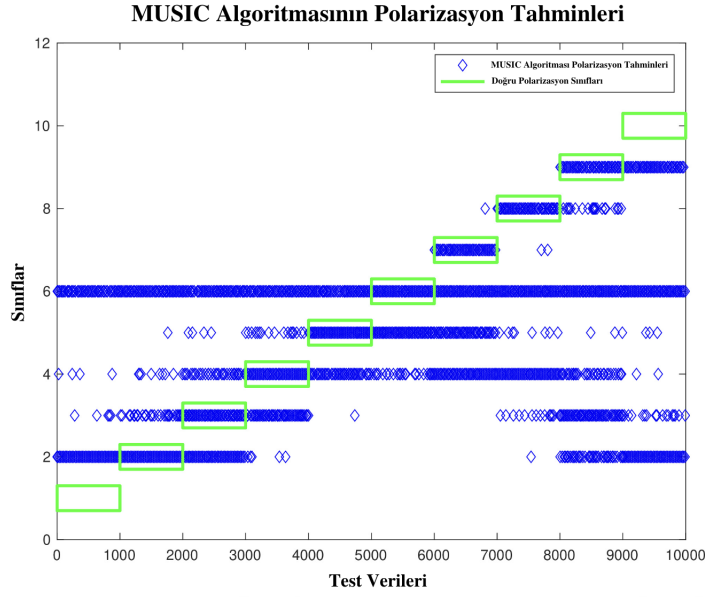
polarizasyon açısı tahmini doğruluğu açısından klasik MUSIC algoritmasından daha iyi performans göstermektedir. SNR arttıkça, her iki algoritmanın da polarizasyon kestirim performansı önemli ölçüde artmaktadır. SNR -10dB ile +10dB arasında olan bir test veri setinde, her iki algoritmanın polarizasyon kestirimleri Şekil 4.2 ve 4.3'te görülmektedir.



Şekil 4.1: Algoritmaların Polarizasyon Derecesi Kestirimi RMSE Analizi



Şekil 4.2: POLCNN Algoritmasının Polarizasyon Kestirimleri



Şekil 4.3: MUSIC Algoritmasının Polarizasyon Kestirimleri

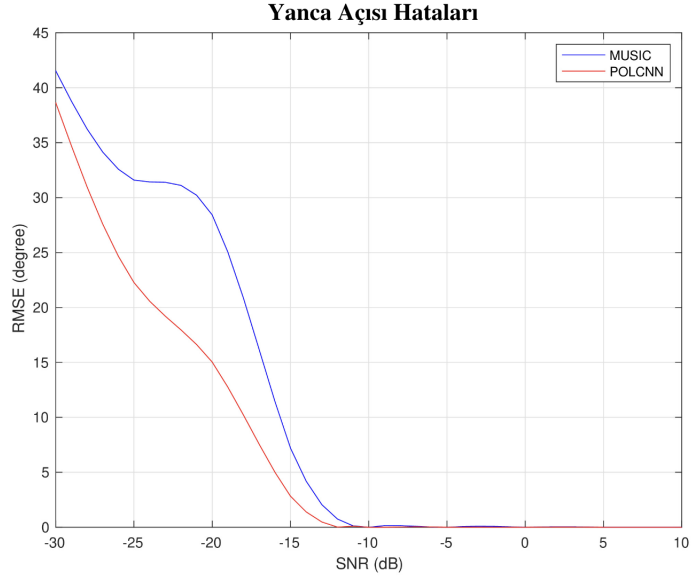
Bu deneyde her iki algoritmaya tüm sınıflar sırasıyla sorulmuştur ve kestirimler resmedilmiştir. Şekil 4.2 ve 4.3'ten görüleceği üzere MUSIC algoritması altıncı sınıfa önyargılı kalırken ve sınıf tahminlerinde oldukça dağınıkken, tezde önerilen algoritmanın genel olarak polarizasyon derecesini doğru sınıflandırdığı ve hata yaptığında genellikle komşu sınıfları tahmin ettiği görülmektedir. Polarizasyon kestirimi için algoritmaların harcadığı zaman Çizelge 4.1'de verilmiştir.

Çizelge 4.1: Polarizasyon Kestirimi İçin Algoritmaların Harcadığı Zaman

	Hız	Örnek Sayısı
POLCNN	0.29 milisaniye	520
MUSIC	8 milisaniye	520

4.3 Geliş Açısı Kestirimi Analizleri

Bu analizde, tüm yanca açılarında 1000 Monte Carlo koşusu yapılırken, SNR -30dB ile +10dB arasında değişmiştir. Sonuçların ortalaması alınmış ve Şekil 4.4'teki gibi SNR'a göre çizdirilmiştir. Şekil 4.4'ten görüleceği üzere özellikle düşük SNR senaryolarında önerilen algoritma ile yön bulma performansı oldukça artmıştır. Geliş açısı kestirimi için algoritmaların harcadığı zaman Çizelge 4.2'de verilmiştir.



Şekil 4.4: MUSIC ve Önerilen Hibrit Algoritmanın Yanca Açısı Hata Analizi

Çizelge 4.2: Geliş Açısı Kestirimi İçin Algoritmaların Harcadığı Zaman

	Hız	Örnek Sayısı
Hibrit Algoritma	4.4 milisaniye	520
MUSIC	8 milisaniye	520

5. GÖZLEMLER, YORUMLAR ve GELECEK ÇALIŞMALAR

Bu çalışmada, derin evrişimsel sinir ağlarıyla polarizasyon kestirimi için bir tekniğin yanı sıra geliş açısı kestirimi için evrişimsel sinir ağlarını da içeren hibrit bir yöntem önerilmektedir.

Tez kapsamında, polarizasyon kestirmenin hem sivil hem de elektronik harp uygulamalarında kritik rol oynadığı açıklanmıştır. Günümüzde derin öğrenmenin hem sivil anlamda hem de askeri anlamda hangi alanlarda kullanıldığından bahsedilmiş, derin öğrenmenin bu alanlardaki başarımlarından söz edilmiştir. Elektromanyetik dalganın polarizasyonu, geliş açısı kestirim algoritmaları ve evrişimsel sinir ağları hakkında geniş bilgi veren bu çalışma, polarizasyon kestirimi problemini elektronik destek sistemlerimizde sıklıkla kullanılan geliş açısı kestirimi (Direction of Arrival-DOA) konseptinde ele almıştır.

Polarizasyon kestirimi kapsamında, önerilen yöntem doğrusal polarizasyonlarda sınıflandırma yapmaktadır. Doğrusal polarizasyonu 10 farklı sınıfa ayıran yöntem, birinci sınıf yatay polarizasyon ve sonuncu sınıf dikey polarizasyon olmak üzere 10 derece çözünürlükte doğrusal polarizasyonun derecesini (tilt angle) çıktı olarak vermektedir. Önerilen evrişimsel derin ağ, anten dizisine gelen sinyalin kovaryans matrisinin gerçek, sanal ve faz değerlerinden oluşturulan görüntüleri girdi olarak almaktadır. Tez kapsamında evrişimsel sinir ağlarıyla polarizasyon kestirme yöntemi, dört boyutlu uzayda arama yapan klasik MUSIC algoritmasıyla karşılaştırılmıştır.

Hesaplama maliyeti kapsamında önerilen polarizasyon kestirme tekniği, polarizasyon açısını hesaplayan yöntemlerden biri olan klasik MUSIC algoritmasına göre çok daha hızlı çalışmaktadır. Ayrıca, düşük SNR değerleri için önerilen yaklaşım, standart MUSIC algoritmasından daha iyi performans göstermiştir.

Yön bulma problemi kapsamında önerilen yaklaşım iki adımlı olarak geliş açısını kestirmektedir. İlk adımda, evrişimsel sinir ağları ile polarizasyon derecesini kestiren

algoritma, ikinci adımda MUSIC algoritması ile sadece uzamsal boyutlarda (yanca ve yükseliş) arama yapmaktadır. Bu sayede dört boyutta arama yapan klasik MUSIC algoritmasının hesaplama maliyeti azaltılmıştır. Evrişimsel sinir ağları ile yapılan polarizasyon kestirimi özellikle düşük SNR değerlerinde klasik MUSIC algoritmasına oranla daha başarılı olduğu için geliş açısı kestirim performansı oldukça artmıştır.

Gelecekteki çalışmalarda, polarizasyon derecesinin kestiriminin çözünürlüğünün artırılması, polarizasyon kestiriminin geliş açısı kestirimine direkt etkisinin analiz edilmesi, ortamda birden fazla sinyal olması durumunda, önerilen ve klasik algoritmaların analizlerinin yapılması planlanmaktadır. Önerilen hibrit algoritma, iki adımlı olmasından dolayı kestirim teorisine ve literatürde yapılan araştırmalara göre en iyi çözüm değildir. Çünkü ilk adımda yapılan bir hata, ikinci adımda telafi edilememektedir. Gelecekte, iki adımlı önerilen algoritmanın tek adımlıya çevrilmesi ve doğrudan geliş açısını kestirmesi planlanmaktadır.

KAYNAKLAR

- [1] **Shuiwang Ji, Wei Xu, Ming Yang, and Kai Yu.** "3D convolutional neural networks for human action recognition", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(1):221–231, 2013.
- [2] **Lichao Mou, Pedram Ghamisi, and Xiao Xiang Zhu.** "Deep recurrent neural networks for hyperspectral image classification", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(7):3639–3655, 2017.
- [3] **Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, and Ali Farhadi.** "You only look once: Unified, real-time object detection", In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 779–788, 2016.
- [4] **Aditya Khamparia, Deepak Gupta, Nhu Gia Nguyen, Ashish Khanna, Babita Pandey, and Prayag Tiwari.** "Sound classification using convolutional neural network and tensor deep stacking network", *IEEE Access*, 7:7717–7727, 2019.
- [5] **Kien Nguyen, Clinton Fookes, Arun Ross, and Sridha Sridharan.** "Iris recognition with off-the-shelf cnn features:A deep learning perspective", *IEEE Access*, 6:18848–18855, 2018.
- [6] **Timothy James O’Shea, Tamoghna Roy, and T. Charles Clancy.** "Over-the-air deep learning based radio signal classification", *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 12(1):168–179, 2018.
- [7] **Merima Kulin, Tarik Kazaz, Ingrid Moerman, and Eli De Poorter.** "End-to-end learning from spectrum data: A deep learning approach for wireless signal identification in spectrum monitoring applications", *IEEE Access*, 6:18484–18501, 2018.

- [8] **Yu Wang, Miao Liu, Jie Yang, and Guan Gui.** "Data-driven deep learning for automatic modulation recognition in cognitive radios", *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 68(4):4074–4077, 2019.
- [9] **Yong Han, Qingyuan Fang, Fenggang Yan, Ming Jin, and Xiaolin Qiao.** "Joint doa and polarization estimation for unequal power sources based on reconstructed noise subspace", *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 27(3):501–513, 2016.
- [10] **Fabio Paonessa, Giuseppe Virone, Elisa Capello, Giuseppe Addamo, Oscar A. Peverini, Riccardo Tascone, Pietro Bolli, Giuseppe Pupillo, Jader Monari, Marco Schiaffino, Federico Perini, Simone Rusticelli, Andrea M. Lingua, Marco Piras, Irene Aicardi, and Paolo Maschio.** "Vhf/uhf antenna pattern measurement with unmanned aerial vehicles", In *2016 IEEE Metrology for Aerospace (MetroAeroSpace)*, pages 87–91, 2016.
- [11] **Yuliang Chang, Longfei Shi, Jian Dong, Xuesong Wang, and Shun Pingxiao.** "Advanced polarization estimation method using spatial polarization characteristic of antenna", In *2013 European Radar Conference*, 2013.
- [12] **Robert Ducrottoy.** "Polarization mismatch errors in amplitude comparison direction finders", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-20(5):646–650, 1984.
- [13] **Qiang Zhang and Weijun Pan.** "Countering method for active jamming based on dual-polarization radar seeker", *International Journal of Microwave and Wireless Technologies*, 9(5):1067–1073, 2017.
- [14] **R. Schmidt.** "Multiple emitter location and signal parameter estimation", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 34(3):276–280, 1986.
- [15] **J. Li and R.T. Compton.** "Angle and polarization estimation using esprit with a polarization sensitive array", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 39(9):1376–1383, 1991.

- [16] **Zhu Beizuo, Xu Xiong, and Zhang Xiaofei.** "Doa and polarization estimation with reduced-dimensional music algorithm for l-shaped electromagnetic vector sensor array", In *2019 IEEE 4th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP)*, pages 61–64, 2019.
- [17] **Wen Dong, Ming Diao, and Limin Guo.** "Joint doa and polarization estimation using a uca of single-polarized antennas", *Progress In Electromagnetics Research M*, 60:11–18, 01 2017.
- [18] **Gao Ziyang and Xiao Yong.** "Direction of arrival estimation for conformal arrays with diverse polarizations", In *2015 12th IEEE International Conference on Electronic Measurement Instruments*, pages 439–442, 2015.
- [19] **Yilong Lu and Shiwen Yang.** "Direction and polarization estimations of signals using vector circular array", In *Proceedings of the 2012 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation*, pages 1–2, 2012.
- [20] **K.T. Wong and M.D. Zoltowski.** "Uni-vector-sensor esprit for multisource azimuth, elevation, and polarization estimation", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 45(10):1467–1474, 1997.
- [21] **Changbo Hou, Chenyu Fang, Zhian Deng, Yan Wang, and Weijian Si.** "Two-dimensional direction-of-arrival and polarization parameter estimation using parallel co-prime polarization sensitive array", *IEEE Access*, 2020.
- [22] **Kainam Thomas Wong and M.D. Zoltowski.** "Self-initiating music-based direction finding and polarization estimation in spatio-polarizational beamspace.", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2000.
- [23] **Warren Stutzman.** "*Polarization in Electromagnetic Systems, Second Edition*", 2018.
- [24] **Carl Rod Nave.** Hyperphysics, "hyperphysics.phy-astr.gsu.edu", 2022
- [25] **Hasan S. Mir, John D. Sahr, Gary F. Hatke, and Catherine M. Keller.** "Passive source localization using an airborne sensor array in the presence of manifold perturbations", *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007.

- [26] **Naval Air Warfare Center.** "Electronic warfare and radar systems engineering handbook", *Electronic Warfare Division, Pont Mugu, CA*, 1997.
- [27] **Shuai Liu, Feng gang Yan, Ming Jin, and Xiao lin Qiao.** "An improved polarization and doa estimation algorithm", In *2016 IEEE International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology (ICMMT)*, pages 1009-1011,2016.
- [28] **Yusuf Önür and Harun Taha Hayvaci.** "A fast polarization estimation method with convolutional neural networks", In *2022 IEEE 9th International Workshop on Metrology for AeroSpace (MetroAeroSpace)*, pages 242-247,2022.
- [29] **J. Li and R.T. Compton.** "Two dimensional angle and polarization estimation using the esprit algorithm", In *Antennas and Propagation Society Symposium 1991 Digest*, pages 388–391 vol.1, 1991.
- [30] **Geoffrey E Hinton.** "How neural networks learn from experience", *Scientific American*, 267(3):144–151, 1992.
- [31] **Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun.** "Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on imagenet classification", *IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 1026-1034,2015.
- [32] **Ben Kröse, B. Krose, Patrick van der Smagt, and Patrick Smagt.** "An introduction to neural networks", *J Comput Sci*, 48, 01 1993.
- [33] **P Sibi, S Allwyn Jones, and P Siddarth.** "Analysis of different activation functions using back propagation neural networks", *Journal of theoretical and applied information technology*, 47(3):1264–1268, 2013.
- [34] **Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E Hinton.** "Imagenet classification with deep convolutional neural networks", *Communications of the ACM*, 60(6):84–90, 2017.

- [35] **Y. LeCun, B. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. Hubbard, and L. D. Jackel.** "Backpropagation applied to handwritten zip code recognition", *Neural Computation*, 1(4):541–551, 1989.
- [36] **Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, and Andrew Rabinovich.** "Going deeper with convolutions", In *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 1–9, 2015.
- [37] **L. Li, K. Jamieson, Giulia DeSalvo, A. Rostamizadeh, and A. Talwalkar.** "Hyperband: A novel bandit-based approach to hyperparameter optimization", *Journal of Machine Learning Research*, 18:1–52, 04 2018.
- [38] **Keiron O’Shea and Ryan Nash.** "An introduction to convolutional neural networks", *arXiv preprint arXiv:1511.08458*, 2015.
- [39] **Harold Mott.** "Polarization in antennas and radar", *New York*, 1986.
- [40] **E. Ferrara and T. Parks.** "Direction finding with an array of antennas having diverse polarizations", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 31(2):231–236, 1983.