

Radar İkaz Alıcı Sistemleri ve Radar Sinyallerinin Sınıflandırılması

Engin Kısalar

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Ağustos 2016



Radar Warning Receivers and Recognition of Radar Signals

Engin Kısalar

**MASTER OF SCIENCE THESIS**

Electrical and Electronics Engineering Department

August 2016

Radar İkaz Alıcı Sistemleri ve Radar Sinyallerinin Sınıflandırılması

Engin Kısalar

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Lisansüstü Yönetmeliği Uyarınca  
Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı  
Telekomünikasyon-Sinyal İşleme Bilim Dalı  
YÜKSEK LİSANS TEZİ  
Olarak Hazırlanmıştır

Danışman: Prof. Dr. M.Bilginer Gülmezoğlu

Ağustos 2016

## ONAY

Elektrik Elektronik Mühendisliđi Anabilim Dalı YÜKSEK LİSANS öğrencisi Engin Kısalar'ın YÜKSEK LİSANS tezi olarak hazırladığı ”**Radar İkaz Alıcı Sistemleri ve Radar Sinyallerinin Sınıflandırılması**” başlıklı bu çalışma, jürimizce lisansüstü yönetmeliđin ilgili maddeleri uyarınca deđerlendirilerek oy birliđi ile kabul edilmiřtir.

**Danışman** : Prof. Dr. M.Bilginer Gülmezođlu

**Yüksek Lisans Tez Savunma Jürisi:**

**Üye** : Prof. Dr. M.Bilginer Gülmezođlu

**Üye** : Yrd. Doç. Dr. Semih Ergin

**Üye** : Yrd. Doç. Dr. Muammer Akçay

Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun ..... tarih ve  
..... sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof.Dr. Hürriyet ERŐAHAN  
Enstitü Müdürü

## ETİK BEYAN

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kılavuzuna göre, Prof. Dr. M.Bilginer Gülmezoğlu danışmanlığında hazırlamış olduğum “**Radar İkaz Alıcı Sistemleri ve Radar Sinyallerinin Sınıflandırılması**” başlıklı tezimin özgün bir çalışma olduğunu; tez çalışmamın tüm aşamalarında bilimsel etik ilke ve kurallara uygun davrandığımı; tezimde verdiğim bilgileri, verileri akademik ve bilimsel etik ilke ve kurallara uygun olarak elde ettiğimi; tez çalışmamda yararlandığım eserlerin tümüne atıf yaptığımı ve kaynak gösterdiğimi ve bilgi, belge ve sonuçları bilimsel etik ilke ve kurallara göre sunduğumu beyan ederim. 10/08/2016

Engin Kısalar

## ÖZET

Çok sayıda radarın aynı anda yayın yaptığı günümüz EH (Elektronik Harp) sinyal ortamında, EH sistemlerinin kullandığı klasik darbe ayrıştırma yöntemleri radar sistemlerini tanımlamada yeterli olmamaktadır. Bu yetersizliğin çözümü için radar darbelerinin sahip olduğu istemli veya istemsiz modülasyonlar ayırt edici özellik olarak kullanılabilir. Bu çalışmada, radar elektronik harp sensör çeşitleri ve radar sinyalleri incelenmiş, radar sinyallerini temsil etmede hangi özniteliklerin etkili olduğu ve bu özniteliklerin hangi sınıflandırıcılarda başarılı olduğu görülmüştür. Darbe içi, istemli olarak oluşturulan, sekiz farklı tip modülasyona sahip radar sinyali (P1, P2, P3, P4, Frank, Barker, LFM ve Costas) simüle edilerek 4 farklı veri seti üretilmiş, 12 farklı yöntem ile toplamda 95 adet öznitelik türetilmiş, 3 farklı yöntem (CFS, PCA ve Wrapper) ile öznitelik seçimi yapılmış ve dört farklı sınıflandırma yöntemi (Naive Bayes, Destek Vektör Makineleri (DVM), Rastgele Orman ve Ortak Vektör Yaklaşımı (OVY)) ile deneysel çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Öznitelik sayısı 6-8 adede kadar düşürülmüş veri setleri ile Rastgele Orman ve Naive Bayes sınıflandırma yöntemleri kullanılarak 6 dB SNR seviyesi ve üzerindeki radar sinyalleri için %98 ve üzerinde başarı oranı elde edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Elektronik Harp, Darbe Ayrıştırma Yöntemleri, Darbe içi modülasyon, P1, P2, P3, P4, Frank, Barker, LFM, Costas, Radar Sinyalleri, Naive Bayes, DVM, Rastgele Orman, Ortak Vektör Yaklaşımı (OVY), CFS, PCA, Wrapper.

## SUMMARY

The conventional radar pulse de-interleaving methods isn't sufficient for the modern EW (Electronic Warfare) environment where numerous radars broadcast simultaneously. The intentional and unintentional modulations on radar pulses (IMOP and UMOP) can be used as a distinguishing feature to solve this deficiency. In this study, radar EW sensors and radar signal types have examined, which attributes effective in representing radar signals and which classification methods successful with these attributes have studied. For experimental studies, four different data sets have been produced by simulating eight different types of IMOP radar signals (P1, P2, P3, P4, Frank Barker, LFM and Costas). 95 attributes have been derived from 12 different methods, 3 types of attribute selection methods (CFS, PCA and Wrapper) have been used and four different types of classification methods (Random Forest, Naive Bayes, Support Vector Machines (SVM), Common Vector Approach (CVA)) have been utilized. With the data sets having 6-8 attributes, by using Random Forest and Naive Bayes classification methods, approximately %98 success rate has obtained for radar signals over 6dB SNR level.

**Keywords:** Electronic Warfare (EW), Pulse De-interleaving Methods, Modulation On Pulse, P1, P2, P3, P4, Frank, Barker, LFM, Costas, Radar Signals, Naive Bayes, SVM, Random Forest, Common Vector Approach (CVA), CFS, PCA, Wrapper.

## TEŐEKKÜR

Yüksek Lisans eğitim hayatım boyunca, bana danışmanlık ederek, desteğini, yardımlarını ve anlayışını esirgemeyen danışman hocam Prof. Dr. Bilginer GÜLMEZOĞLU'na sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Bana sonuna kadar güvendikleri için aileme, sonsuz fedakârlıkları için sevgili eşime, en çok ihtiyacım olduğu zamanlarda yanımda olup beni cesaretlendirdiği için teşekkür ederim.



## İÇİNDEKİLER

|   | <u>Sayfa</u> |
|---|--------------|
| <b>ÖZET</b> . . . . .   | vi           |
| <b>SUMMARY</b> . . . . .  | vii          |
| <b>TEŞEKKÜR</b> . . . . .   | viii         |
| <b>İÇİNDEKİLER</b> . . . . .  | ix           |
| <b>ŞEKİLLER DİZİNİ</b> . . . . .  | xi           |
| <b>ÇİZELGELER DİZİNİ</b> . . . . .  | xii          |
| <b>SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ</b> . . . . .                                 | xiii         |
| <b>1. GİRİŞ VE AMAÇ</b> . . . . .   | 1            |
| <b>2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI</b> . . . . .                                       | 2            |
| <b>3. MATERYAL VE YÖNTEM</b> . . . . .  | 4            |
| 3.1. Materyal . . . . .   | 4            |
| 3.2. Yöntem . . . . .   | 4            |
| <b>4. RADAR ELEKTRONİK HARP SENSÖRLERİ</b> . . . . .                            | 5            |
| 4.1. Radar Bant EH Sensörleri Alıcı Mimarileri . . . . .                        | 6            |
| 4.2. Emiter Ayrıştırma ve Sınıflandırma . . . . .                               | 8            |
| <b>5. RADAR SİNYALLERİ VE MODÜLASYON TİPLERİ</b> . . . . .                      | 11           |
| 5.1. Temel Radar Sinyali . . . . .  | 11           |
| 5.2. Darbeden Darbeye Radar Frekans Modülasyonları . . . . .                    | 11           |
| 5.3. Darbe Tekrarlama Aralığı (PRI) Modülasyonları . . . . .                    | 12           |
| 5.4. İstemli Darbe İçi Modülasyonlar . . . . .                                  | 15           |
| 5.4.1. Doğrusal frekans modülasyonu (Linear Frequency Modulation-LFM) . . . . . | 15           |
| 5.4.2. Faz modülasyonu ikili faz (biphase) kodları . . . . .                    | 16           |
| 5.4.3. Faz modülasyonu çoklu faz (polyphase) kodları . . . . .                  | 17           |
| 5.4.4. Costas frekans değişim kodları . . . . .                                 | 20           |
| 5.5. İstem Dışı Darbe İçi Modülasyonlar . . . . .                               | 22           |
| 5.5.1. Frekans kayması . . . . .  | 22           |
| 5.5.2. Darbe zarfi . . . . .  | 22           |
| 5.5.3. Faz gürültüsü . . . . .  | 22           |

## İÇİNDEKİLER (devam)

|  | <u>Sayfa</u> |
|--|--------------|
| 5.5.4. Sahte sinyal çıkışları . . . . .  | 23           |
| <b>6. ÖZİNİTELİK TÜRETME VE ÖZİNİTELİK SEÇME . . . . .</b>                     | <b>24</b>    |
| 6.1. Öznitelik Türetme . . . . .   | 24           |
| 6.1.1. Moment ve Kümülant . . . . .  | 24           |
| 6.1.2. Çapraz korelasyon gecikme süresi (cross-correlation time lag) . . . . . | 24           |
| 6.1.3. Güç spektral yoğunluğu (Power Spectral Density-PSD) . . . . .           | 25           |
| 6.1.4. Anlık faz ve frekans . . . . .  | 25           |
| 6.1.5. Choi-Williams zaman frekans dağılımı (CWD) . . . . .                    | 26           |
| 6.1.5.1. İki boyutlu CWD zaman frekans görüntüsü . . . . .                     | 26           |
| 6.1.5.2. CWD görüntüsünün normalizasyonu . . . . .                             | 26           |
| 6.1.5.3. CWD görüntüsünün Pseudo Zernike Momentleri (PZM) . . . . .            | 28           |
| 6.1.5.4. CWD görüntüsündeki obje sayısının belirlenmesi . . . . .              | 30           |
| 6.1.5.5. CWD görüntüsünün en yüksek enerjili olduğu yer . . . . .              | 30           |
| 6.1.5.6. CWD görüntüsündeki objelerin genişlikleri . . . . .                   | 31           |
| 6.1.6. Paket dalgacık dönüşümü (wavelet packet transform-WPT) . . . . .        | 31           |
| 6.2. Öznitelik Seçimi . . . . .  | 33           |
| <b>7. KULLANILAN SINIFLANDIRICILAR . . . . .</b>                               | <b>34</b>    |
| 7.1. Destek Vektör Makineleri-DVM (Support Vector Machines-SVM) . . . . .      | 34           |
| 7.2. Karar Ağaçları ve Rastgele Orman (Random Forest) Algoritması . . . . .    | 36           |
| 7.3. Naive Bayes Sınıflandırıcı . . . . .                                      | 37           |
| 7.4. Ortak Vektör Yaklaşımı-OVY (Common Vector Approach-CVA) . . . . .         | 38           |
| 7.4.1. OVY eğitim fazı . . . . .   | 39           |
| 7.4.2. OVY test fazı . . . . .   | 40           |
| <b>8. BULGULAR VE TARTIŞMA . . . . .</b>                                       | <b>42</b>    |
| 8.1. Deneysel Çalışmalarda Kullanılan Veri Seti . . . . .                      | 42           |
| 8.2. WEKA Programı . . . . .   | 44           |
| 8.3. Gerçekleştirilen Testler . . . . .  | 45           |
| 8.3.1. Öznitelik seçimi . . . . .  | 45           |
| 8.3.2. Sınıflandırma . . . . .   | 47           |
| 8.3.3. Sonuçlar . . . . .  | 48           |
| <b>9. SONUÇLAR VE ÖNERİLER . . . . .</b>                                       | <b>52</b>    |
| <b>KAYNAKLAR DİZİNİ . . . . .</b>  | <b>53</b>    |

## ŞEKİLLER DİZİNİ

| <u>Şekil</u>  | <u>Sayfa</u> |
|---|--------------|
| 4.1 EH Sistemi Genel Yapısı . . . . .   | 5            |
| 4.2 Radar elektromanyetik ortam senaryosu (De Martino, 2012) . . . . .                        | 9            |
| 4.3 DTK 3-D Histogram Grafiği (RF, PW, DOA (AOA)) (De Martino, 2012) . . . . .                | 10           |
| 4.4 Darbe ayrıştırma ve emiter sınıflandırma blok diyagramı . . . . .                         | 10           |
| 5.1 Temel darbeleri radar sinyali yapısı . . . . .  | 11           |
| 5.2 Modülasyonsuz Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü . . . . . | 12           |
| 5.3 Darbeden darbeye radar frekans modülasyonları . . . . .                                   | 13           |
| 5.4 Radar PRI modülasyonları . . . . .  | 14           |
| 5.5 LFM Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü . . . . .           | 16           |
| 5.6 Barker Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü . . . . .    | 17           |
| 5.7 Frank Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü . . . . .     | 18           |
| 5.8 P1 Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü . . . . .        | 19           |
| 5.9 P2 Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü . . . . .        | 19           |
| 5.10 P3 Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü . . . . .       | 20           |
| 5.11 P4 Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü . . . . .       | 21           |
| 5.12 Costas Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü . . . . .   | 21           |
| 6.1 CWD zaman frekans görüntüleri, 6dB SNR seviyesinde . . . . .                              | 27           |
| 6.2 CWD zaman frekans görüntüsünün normalize edilmesi. . . . .                                | 28           |
| 6.3 Birim Daire İçinde 16x16 pixel grid . . . . .   | 30           |
| 6.4 Üç Seviye DWPT (Discrete Wavelet Packet Transform) . . . . .                              | 32           |
| 7.1 İki Boyutlu DVM Örneği . . . . .  | 34           |
| 7.2 DVM Giriş Verilerinin Düzlem Değiştirmesi . . . . .                                       | 35           |
| 7.3 DVM Artık Alan Kullanımı . . . . .  | 36           |
| 7.4 Basitleştirilmiş karar ağacı, 2 sınıf: (Evet ve Hayır) ve 3 Öznitelik: X,Y ve Z . . . . . | 37           |
| 8.1 Rastgele Orman Yöntemi SNR Seviyesi-Başarı yüzdesi grafiği . . . . .                      | 50           |

## ÇİZELGELER DİZİNİ

| <u>Çizelge</u>   | <u>Sayfa</u> |
|--|--------------|
| 4.1 EH Sistemi Konfigürasyonlarının karşılaştırması . . . . .          | 7            |
| 5.1 Barker Kodlar . . . . .  | 16           |
| 8.1 Simüle edilen radar sinyallerinin parametreleri . . . . .          | 43           |
| 8.2 Sınıflandırmada kullanılan öznitelik vektörleri . . . . .          | 43           |
| 8.3 Üretilen Öznitelikler . . . . .                                    | 44           |
| 8.4 CFS ile Seçilen Öznitelikler . . . . .                             | 46           |
| 8.5 CFS + Wrapper Yöntemi ile seçilen Öznitelik Sayıları . . . . .     | 47           |
| 8.6 PS1-ASNR veri seti ile sınıflandırma sonuçları . . . . .           | 48           |
| 8.7 PS1-SSNR veri seti ile sınıflandırma sonuçları . . . . .           | 48           |
| 8.8 PS2-ASNR veri seti ile sınıflandırma sonuçları . . . . .           | 49           |
| 8.9 PS2-SSNR veri seti ile sınıflandırma sonuçları . . . . .           | 49           |
| 8.10 Sınıflandırıcılarda eğitim için ortalama işlem süreleri . . . . . | 49           |

## SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

| <b>Kısaltmalar</b> | <b>Tanım</b>                              |
|--------------------|---|
| AOA                | Angle Of Arrival                          |
| ASNR               | Ayrık SNR seviyeli veri seti              |
| CFS                | Correlation Based Subset Evaluation       |
| CHR                | Channelized Receiver                      |
| CVR                | Crystal Video Receiver                    |
| CWD                | Choi-Williams Time Frequency Distribution |
| CWT                | Continuous Wavelet Transform              |
| DOA                | Direction Of Arrival                      |
| DTK                | Darbe Tanımlama Kelimesi                  |
| DVM                | Destek Vektör Makineleri                  |
| DWPT               | Discrete Wavelet Packet Transform         |
| EH                 | Elektronik Harp                           |
| ELINT              | Electronic Intelligence                   |
| ESM                | Electronic Support Measure                |
| FREQ               | Frequency                                 |
| IMOP               | Intentional Modulation On Pulse           |
| LFM                | Linear Frequency Modulation               |
| MOP                | Modulation On Pulse                       |
| OVY                | Ortak Vektör Yaklaşımı                    |
| PCA                | Principal Component Analysis              |
| PDW                | Pulse Descriptive Word                    |
| PRF                | Pulse Repitition Frequency                |
| PRI                | Pulse Repitition Interval                 |
| PW                 | Pulse Width                               |
| PZM                | Pseudo Zernike Moment                     |

| <b>Kısaltmalar</b> | <b>Tanım</b>                      |
|--------------------|-----------------------------------|
| RF                 | Radio Frequency                   |
| RWR                | Radar Warning Receiver            |
| SHR                | Super-heterodyne Receiver         |
| SMO                | Sequential Minimal Optimization   |
| SNR                | Signal To Noise Ratio             |
| SSNR               | Sürekli SNR seviyeli veri seti    |
| SVM                | Support Vector Machine            |
| TOA                | Time Of Arrival                   |
| TR                 | Transform Receivers               |
| UMOP               | Unintentional Modulation On Pulse |

## 1. GİRİŞ VE AMAÇ

Bu tezin amacı, çok sayıda radar sinyalinin bulunduğu günümüz Elektronik Harp (EH) ortamında, radar elektronik harp sensörlerinin kullandığı klasik darbe ayrıştırma (pulse de-interleaving) yöntemlerindeki yetersizliklerin giderilebilmesi için, radar darbelerinden çok sayıda yöntem ile öznelikler türetilbileceğini ve çeşitli sınıflandırma yöntemleri ile yüksek başarı oranı elde edilebileceğini göstermektir.

Bu çalışmada, darbe içi istemli olarak oluşturulan sekiz farklı tip IMOP (Intentional Modulation On Pulse) sahip radar sinyali (P1, P2, P3, P4, Frank, Barker, LFM (Linear Frequency Modulation) ve Costas),  $-3\text{dB}$  ile  $30\text{dB}$  SNR aralığında simüle edilerek, 4 farklı veri seti üretilmiştir. 12 farklı yöntem ile toplamda 95 adet öznelik çıkarılmış, 3 farklı yöntem (CFS (Correlation Based Subset Evaluation), PCA (Principal Component Analysis ve Wrapper) ile öznelik seçimi yapılmış ve dört farklı sınıflandırma yöntemi (Naive Bayes, Destek Vektör Makineleri (DVM), Rastgele Orman (Random Forest) ve Ortak Vektör Yaklaşımı (OVY)) ile deneysel çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Öznelik sayısı, CFS + Wrapper hibrit öznelik seçimi yöntemi ile 95 adetten 6-8 adede kadar düşürülerek işlem yükü azaltılmış, buna rağmen daha yüksek oranda başarı sağlanmıştır. En yüksek tanıma oranını tüm SNR aralığında %97 ile Naive Bayes ve Rastgele Orman sınıflandırma yöntemlerinin sağladığı tespit edilmiştir. Tüm sınıflar için  $6\text{dB}$  SNR seviyesi ve üzerinde %98 başarı oranı elde edilmiştir.

Tezin ikinci bölümünde literatür araştırmasına yer verilmiştir. Üçüncü bölümünde kullanılan materyal ve yöntem anlatılmış, dördüncü bölümünde radar elektronik harp sensörlerinin yapısı ve klasik darbe ayrıştırma yöntemlerinden bahsedilmiş, beşinci bölümünde radar sinyal tipleri ve bu tez çalışmasında kullanılan sinyal çeşitleri anlatılmıştır. Altıncı bölümünde türetilen öznelikler, yedinci bölümünde kullanılan sınıflandırıcılar ve sekizinci bölümünde deneysel çalışmalar ve sonucunda elde edilen bulgular açıklanmıştır. Sonuç ve değerlendirmelere sekizinci bölümde verilmiştir.

## 2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Son yıllarda modern radar sistemleri, daha geniş frekans aralığı ve daha etkili anti-karıştırma yöntemleri kullanmaları nedeniyle daha karmaşık yapıda sinyaller yaymaktadır. Bununla birlikte kullanılan radar sistemlerinin sayısının ve çeşitliliğinin de artması, elektromanyetik ortamı çok daha karmaşık hale getirmektedir. Radar sinyallerinin tanımlanması için kullanılan EH sistemlerinde sadece, yaygın olarak kullanılan Radyo Frekansı (Radio Frequency-RF), Darbe Geliş Zamanı (Time Of Arrival-TOA), Darbe Genişliği (Pulse Width-PW), Darbe Genliği (Pulse Amplitude-PA), Darbe Geliş Yönü (Direction Of Arrival-DOA) parametrelerinden oluşan Darbe Tanımlama Kelimelerinin-DTK (Pulse Descriptive Word-PDW) kullanılması yeterli olmamaktadır (Yu **and others**, 2009). Eğer farklı RF, PW veya darbe tekrarlama aralığında (Pulse Repetition Interval-PRI) da yayın yapan algılanırsa bunları sadece DTK kullanılarak birbirinden ayırt etmek zor değildir. 1980'li yıllardan buyana sadece DTK verileri kullanılarak EH sistemlerinin tanıma performansını artırmaya yönelik çok sayıda ayrıştırma, kümeleme, sınıflandırma ve histogram algoritmaları geliştirilmeye çalışılmaktadır. (Ata'a ve Abdullah, 2007)

Fakat günümüz elektromanyetik ortamında, benzer parametrelerde yayın yapan radarlarla sıkça karşılaşıldığından, EH Sistemlerinde sadece DTK parametrelerini kullanan, klasik histogram, kümeleme ve ayrıştırma yöntemleri yeterli olmamaktadır. Bu yetersizlik nedeniyle, yayınlanan radar sinyalinin DTK parametreleri ile birlikte, darbe içi modülasyon özelliklerinin, kullanılmasının yolları araştırılmaktadır. (Kawalec ve Owczarek, 2004; Lundén ve Koivunen, 2007; Li **and others**, 2009)

DTK parametreleri ile birlikte kullanılan darbe içi modülasyon araştırmalarında, istenerek eklenen modülasyonlar (Intentional Modulation On Pulse-IMOP) ve istemsiz olarak eklenen modülasyonlar (Unintentional Modulation On Pulse-UMOP) ayrı ayrı çalışmalarda ele alınmıştır. SEI (Specific Emitter Identification) olarak tanımlanan UMOP araştırmalarında frekans kayması, darbe zarfı, faz gürültüsü, sahte sinyal çıkışları (Li **and others**, 2009) veya darbenin yükseliş ve düşüş zamanı, yükseliş ve düşüş açısı gibi parametreler (Kawalec ve Owczarek, 2004) istemsiz modülasyon türü olarak değerlendirilmiştir. IMOP araştırmalarında ise faz modülasyonları (Barker, P1, P2, P3, P4, Frank, BPSK, QPSK) ile frekans modülasyonları (LFM, Costas, FSK, CSK) istemli olarak üretilen modülasyon türleri olarak ele alınmıştır (Yu **and others**, 2009; Lundén ve Koivunen, 2007; Swiercz, 2011).

Sınıflandırma algoritmalarında kullanılan eğitim ve test setleri için birçok yöntem ile öznelik vektörleri türetilmiştir. Sinyalin moment ve kümülantı, güç spektral yoğunluğu (Power Spectral Density-PSD), anlık faz ve frekans, Choi-Williams zaman ve frekans dağılımı (Choi-Williams Distribution-CWD), zaman-frekans grafiğinde ortaya çıkan objelerin sayısı ve genişliği, paket dalgacık dönüşümü (Wavelet Packet Transform-WPT), pseudo zernike momentler (PZM), darbe örnek figürleri (Pulse Sample Figure) gibi çok sayıda yöntem literatürdeki çalışmalarda öznelik vektörü türetmede kullanılmıştır (Lundén ve Koivunen, 2007; Swiercz, 2011; Matuszewski, 2008; Li **and others**, 2009; Ting **and others**, 2011)

Radar sinyallerinin sınıflandırılmasında performansı yüksek yöntemlerin kullanılması oldukça önemlidir. Dolayısıyla, radar sinyallerinin sınıflandırılması için yapay sinir ağı algoritmaları, destek vektör makinaları (Support Vector Machines-SVM), çok katmanlı perseptron (Multi Layer Perceptron-MLP), temel bileşen analizi (Principal Component Analysis-PCA) temelli yeni algoritmalar tavsiye edilmiştir. (Li **and others**, 2009; Yu **and others**, 2009; Swiercz, 2011; Langley, 1993; Pace, 2009)

Yukarıda bahsedilen bu çalışmalar ve günümüz radar elektromanyetik ortamı değerlendirildiğinde, EH sistemlerinde sadece DTK ile ayrıştırma işleminin yetersiz kaldığı görülmektedir. Ancak DTK ile ayrıştırma algoritmalarının bugüne kadar geldiği aşama, kullanım yaygınlığı ve performansları göz önüne alındığında, ilk aşamada toplanan radar sinyallerinin ayrıştırma işleminde kullanılmaya devam edilmesi gerektiği düşünülmektedir. Radar sinyallerinin ayrıştırılmasında belirsizlik durumu ortaya çıktığında ikinci aşama olarak radar sinyallerinin IMOP ve UMOP temelli özneliklerinin türetilerek, önceden eğitilen sınıflandırıcıların kullanılmasının kaçınılmaz olduğu değerlendirilmektedir. Bu mekanizmanın kullanıcı isteği ile veya otomatik olarak kullanılabilmesi düşünülmektedir.

### 3. MATERYAL VE YÖNTEM

#### 3.1. Materyal

P1, P2, P3, P4, Frank, Barker, LFM ve Costas modülasyona sahip radar sinyalleri, CFS (Correlation Based Subset Evaluation), PCA (Principal Component Analysis) ve Wrapper öznelik seçimi yöntemleri, Destek Vektör Makineleri (DVM), Rastgele Orman karar ağacı algoritması, Naive Bayes ve Ortak Vektör Yaklaşımı sınıflandırma yöntemleri kullanılmıştır.

Simülasyonlar ve sınıflandırma denemeleri için kullanılan bilgisayar, Intel Core i3-2310M 2,1 GHz işlemci hızı ve 6144 MB bellek kapasitelidir.

#### 3.2. Yöntem

Radar sinyalleri ve bu radar sinyallerinden türetilen özneliklerden oluşan veri setleri, MATLAB programında simüle edilerek oluşturulmuştur.

Öznelik seçimi ve Rastgele Orman, Naive Bayes ve DVM sınıflandırma işlemleri, Waikato Üniversitesinde geliştirilmiş WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) programında yapılmıştır.

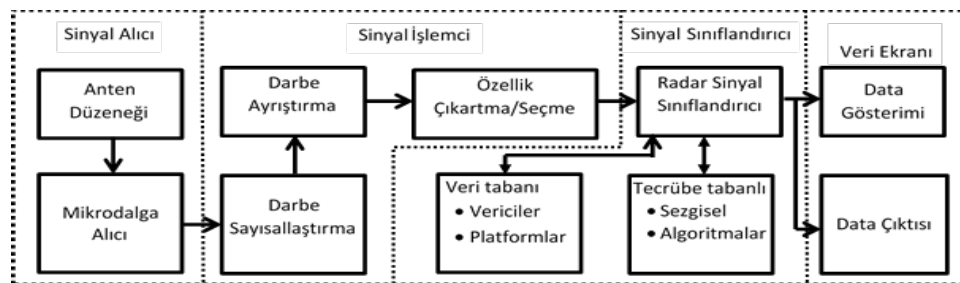
CVA sınıflandırma denemeleri MATLAB programında yapılmıştır.

#### 4. RADAR ELEKTRONİK HARP SENSÖRLERİ

RF bandında çalışan radar elektronik harp sensörleri, çevrede bulunan askeri amaçlı arama, silah, haberleşme radar sistemlerinden gelen sinyalleri, tespit, sınıflandırma, tanımlama ve konumlandırma yapabilen sistemlerdir. EH sistemlerinin ilgi alanı, tipik olarak askeri amaçla kullanılan, tespit ve takip radarlarıdır. EH sistemi tarafından yakalanan radar sinyalleri, periyodik darbeleri veya sürekli yayın yaparak, faz ve frekans modülasyonlu dalga biçimleri olabilir. Ayrıca sinyallerin taşıyıcı frekansı, darbe tekrarlama aralığı ve darbe genişliği, darbeden darbeye veya belli periyotlarda sürekli değişebilir.

Elektronik harp radar bant sensörleri genel olarak radar ikaz alıcısı (Radar Warning Receiver (RWR)), elektronik destek sistemi (Electronic Support Measure (ESM)), ve elektronik istihbarat sistemleri (Electronic Intelligence (ELINT)) olarak üç kategoriye ayrılmaktadır. Bunlardan RWR, emiteri tespit etme, kabaca yön bulma, anlık sinyal parametrelerini tespit etme, çok yoğun olmayan ortamlarda emiterleri sınıflandırma ve tanımlama gerektirirken, ESM sisteminde daha hassas tespit, ELINT sisteminde ise emiterin ayrıntılı analizine ihtiyaç duyulmaktadır.

Tipik bir elektronik harp sisteminin, Şekil 4.1’de verildiği gibi alıcı, sinyal işlemci, sinyal sınıflandırıcı ve veri göstergesi alt sistemlerinden oluştuğu söylenebilir. Bu alt sistemlerinin ölçüm hassasiyetleri, analiz seviyeleri, sınıflandırma yöntemleri ve performansları RWR, ESM ve ELINT sistemlerinde farklılık göstermektedir. RWR sisteminde kullanıcıya hızlı bir şekilde ikaz verilmesi hedeflenirken, ESM sisteminde bu parametreler daha hassas bir şekilde ölçülür. ELINT sisteminde ise ortamdaki sinyaller seçilerek anlık ve uzun süreli olarak ayrıntılı analizler yapılır, böylece emiter kütüphanesinin genişletilmesi sağlanır.



Şekil 4.1: EH Sistemi Genel Yapısı

**Alıcı** kısmında, çok kısa sürelerde, düşük güçlü sinyaller algılanarak, anlık darbe parametreleri ölçülmektedir. Bu anlık darbe parametreleri, DTK-darbe tanımlama kelimeleri (Pulse Descriptive Words-PDW) olarak adlandırılmaktadırlar. Bu parametreler;

- Darbe genliđi (Amplitude (A)),
- Darbe geniřliđi (Pulse Width (PW)),
- Geliř aısı (Direction Of Arrival (DOA) veya Angle Of Arrival (AOA)),
- Geliř Zamanı (Time Of Arrival (TOA))
- Tařıyıcı frekansı (FREQ)
- Darbe ii modülasyonun (Modulation On Pulse (MOP)) olup olmadığı bilgisidir (Sofistike).

Bu parametreler her üç tip elektronik harp sensöründe de kullanılmaktadır. Sensörlerin yapıları donanımsal olarak geliřen teknolojiye ve ihtiyalara göre deđiřik konfigürasyonlarda tasarlanmaktadır.

**Sinyal iřlemci**, yoğun elektromanyetik ortamda karmařık radar sinyallerinin analizini yapmakta ve algılanan sinyalleri ayrıřtırmaktadır. Ayrıřtırma iřlemi sonucunda her emitere ait darbe tekrarlama aralıđı (Pulse Repitition Interval (PRI)), frekans kaymaları, darbe ii modülasyonları, anten tarama tipi, anten tarama periyodu gibi parametreler ortaya ıkarılır.

**Sinyal sınıflandırıcı**, gelen sinyal verisinin spesifik verici özelliklerine göre sınıflandırılmasını ve sınıflandırılan verinin sinyal kütüphanesi ile eřleřtirilmesini sađlamaktadır.

**Veri göstergesi**, eřleřtirilen sinyallerin istenilen řekilde gösterilmesini sađlamaktadır (Matuszewski, 2008).

#### 4.1. Radar Bant EH Sensörleri Alıcı Mimarileri

Günümüze kadar elektronik harp sensörleri geniř RF spektrumunu kapsamak amacıyla beř deđiřik konfigürasyonda tasarlanmıřtır (De Martino, 2012).

1. Kristal Video Alıcısı (Crystal Video Receiver (CVR))
2. Superheterodin Alıcı (Super-heterodyne Receiver (SHR)), darbant taramalı veya geniř bant taramalı olabilir.
3. Kanallařtırılmıř Alıcı (Channelized Receiver (CHR)), istenilen geniř bant frekans aralıđında, yüksek dinamik aralıđa sahip kanallara bölünmüřtür.

4. Dönüşüm Alıcısı (Transform Receivers (TR)), mikro tarayıcı, Bragg Hücreleri, veya sıkıştırılmalı alıcılar gibi sistemlerdir.
5. Yukarıdaki konfigürasyonların iki veya daha fazlasının beraber kullanıldığı hibrit alıcılardır.

Radar bant sensörleri için anlık frekans bant genişliği (BRF), alıcı hassasiyeti, aynı anda birden çok emiter olduğunda çoklu sinyal performansı, dinamik duyarlılık aralığı, sinyal parametre ölçüm hassasiyeti (DTK parametreleri), sistemin donanımsal olarak karmaşıklığı ve maliyet parametreleri sistem seçiminde ön plana çıkmaktadır. Çizelge 4.1’de konfigürasyonlar bu parametrelere göre karşılaştırılmıştır.

Çizelge 4.1: EH Sistemi Konfigürasyonlarının karşılaştırması

| <b>Parametreler</b>    | <b>CVR</b> | <b>SHR</b>  | <b>CHR</b>  | <b>TR</b>   | <b>Hibrit</b> |
|------------------------|------------|-------------|-------------|-------------|---------------|
| Anlık BRF              | Çok iyi    | Kötü-Orta   | İyi-Çok İyi | İyi         | Çok İyi       |
| Alıcı Hassasiyeti      | Kötü-Orta  | Çok İyi-İyi | Çok İyi     | İyi         | Çok İyi       |
| Çoklu Sinyal Perf.     | Kötü       | Kötü-Orta   | İyi         | İyi         | İyi           |
| Dinamik Aralık         | Kötü-İyi   | Çok İyi     | İyi         | İyi         | Çok İyi       |
| Parametre Ölçüm        | Orta       | İyi         | İyi         | İyi         | Çok İyi       |
| Karmaşıklık ve Maliyet | Düşük-Orta | Orta-Yüksek | Yüksek      | Orta-Yüksek | Yüksek        |

CVR en eski ve en genel EH alıcısıdır. Geniş bant alıcılar olduklarından temel RWR ekipmanı olarak kullanılırlar. İlk CVR alıcılar yüksek güçlü emiterler için tasarlanmışlardır ve düşük güç ve frekans hassasiyetine sahiptirler. Fakat yeni nesil CVR sistemlerde detektör önüne eklenen güçlendirici ve IFM (Instantaneous Frequency Measurement) ünitesi sayesinde hassasiyetleri iyileştirilmiştir.

SHR, yüksek duyarlılık ve frekans hassasiyeti nedeni ile radar ve haberleşme sistemlerinde en çok kullanılan alıcıdır. Bakılan frekans aralığındaki sinyalden daha hassas bilgi alabilmek amacı ile NB SHR kullanılır. Daha geniş bant sinyallere bakabilmek için daha düşük hassasiyette geniş bant SHR kullanılır. Günümüz SHR alıcıları programlanabilir dijital sistemlerdir. Taranmak istenilen frekans aralıkları ve bekleme süreleri programlanabilmektedir. SHR de yüksek hassasiyet sağlanırken RF bant genişliği düşmektedir.

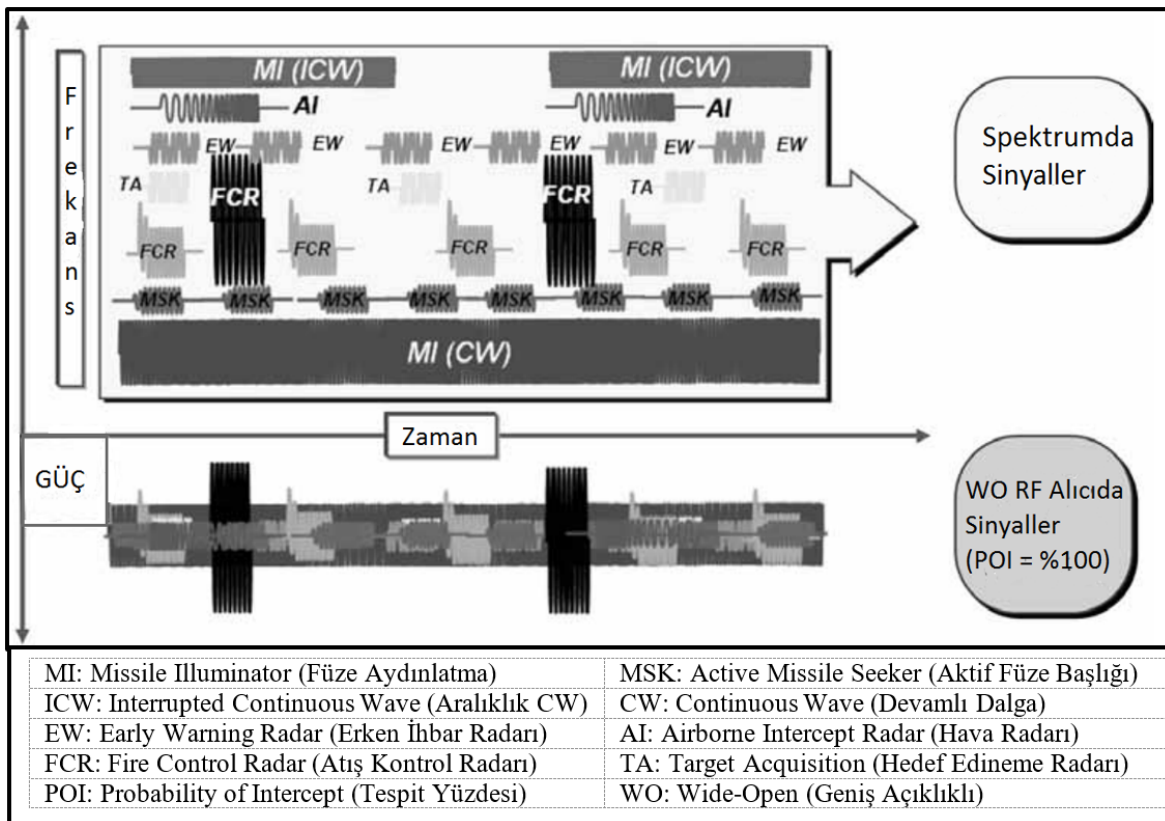
CHR, geniş bandı kapsayacak şekilde çok sayıda paralel kanallara sahiptir. Bu yüzden maliyet ve karmaşıklık artmaktadır. Her kanalda anlık DTK ölçüm birimleri mevcuttur. Bu tip sistemler çok ağır ve büyük olduklarından sadece yerde konuşlu veya büyük hava araçlarında kullanılmaktadırlar. Bu sistemlerin en büyük avantajı çok kanallı olduklarından çok emiter bulunan ortamlarda aynı anda birden çok sinyali etkili bir şekilde algılayabilmektedirler.

TR alıcılar, FFT işlemine yakın işlemler yapan mekanizmalar içermektedirler (Brag Hücre alıcısı, mikro tarayıcı alıcılar vb. )

Yeni nesil EH sistemlerinde yüksek performanslı dijital cihazlar kullanılmasıyla (ADC, DSP vb.) mimarileri oldukça değişmiştir. Bu sistemler daha iyi donanım performansı, etkili düşük hacim ve güç tüketimi sağlamaktadırlar. Bu yeni mimaride tasarlanan en yeni cihaz, dijital alıcılar (DRx) olarak adlandırılmaktadır. Bir DRx, sistemi ayırık zamanlı ayırık genlik seviyeleri sağlayan ADC birimleri, ASIC, FPGA gibi programlanabilir paralel işlem yapan işlemci birimleri, sinyal örneklerinin kaydedilmesi için yüksek kapasiteli hafıza birimleri içerir. Dijital alıcılar sayesinde, şimdiye kadar geliştirilen geleneksel radar EH sistemlerinden farklı olarak çok geniş bant aralığında örnekleme yapılarak, temel bant seviyesine inilmeden IF bant seviyesinde sinyal işleme yapılabilmektedir. IF sinyal kullanılarak sinyalin fazına etki edilmemiş olur. Böylece IFM ünitesine ihtiyaç duyulmadan sinyalin taşıyıcı frekansı ve faz bilgisi yüksek çözünürlük ile bulunabilir. DRx sisteminin geleneksel EH sistemlerine nazaran yüksek faz çözünürlüğü sayesinde darbe için modülasyon bilgileri rahatlıkla tespit edilebilir. Ayrıca IFM sistemine göre maliyeti düşüktür. Dijital kanallama sayesinde DRx zaman frekans gösterimi sağlayabilir. Bu sayede aynı zamanda alınan sinyallerin frekans ayrımı ve farklı zamanlarda alınan sinyallerin frekans ayrımı yapılabilir.

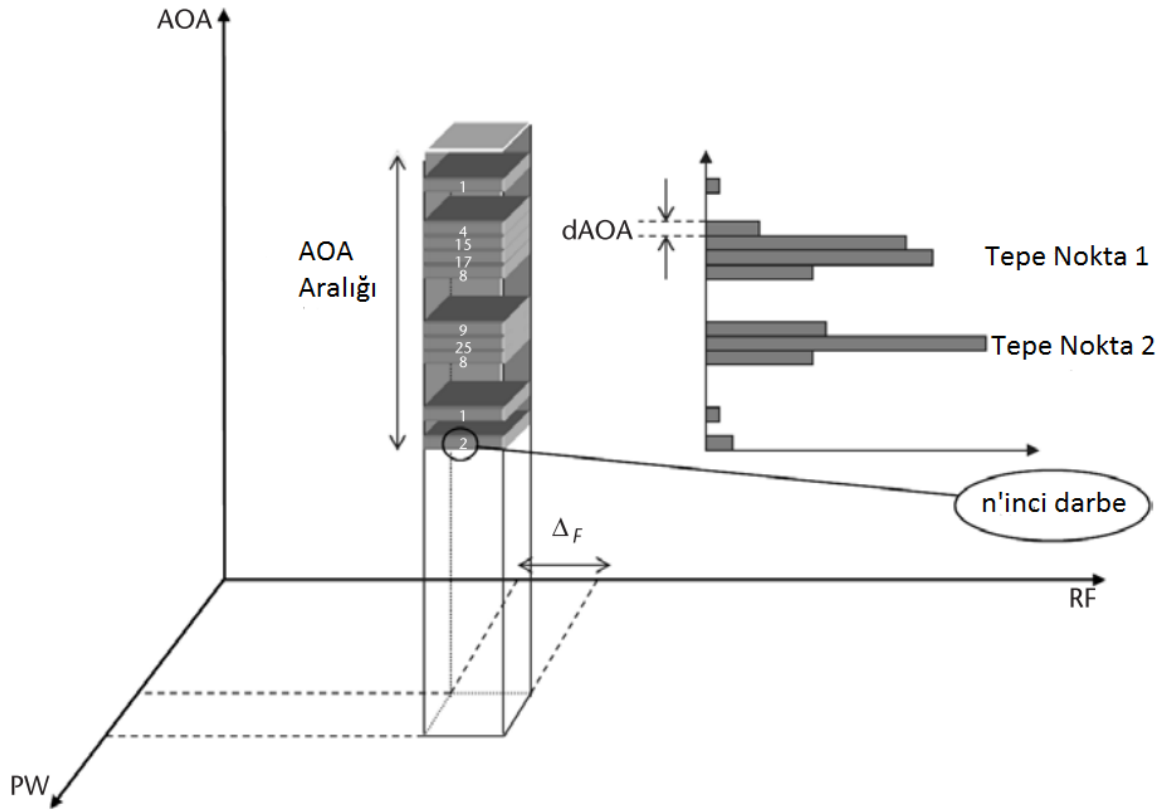
#### **4.2. Emiter Ayırıştırma ve Sınıflandırma**

Günümüz EH elektromanyetik senaryolarında, Şekil 4.2'de görüldüğü gibi aynı anda birden çok emiterin bulunduğu çok yoğun, çok geniş frekans ve genlik aralığına sahip sinyal ortamı ile karşılaşmaktadır. Bir emiter sinyali tespit edildiğinde, anlık parametreleri ölçülür ve işlemci tarafından ayırıştırma işlemi için kullanılmak üzere darbe tanımlama mesajlara (Pulse Descriptive Word (PDW)) dönüştürülürler. Ayırıştırma işlemi, tecrübe temelli algoritmalar ve çok hızlı dijital donanımlar vasıtasıyla DTK verilerinin ait olduğu emitere göre gruplanması ve ayırıştırılması işlemidir.



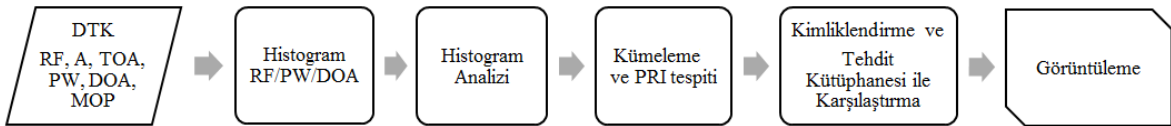
Şekil 4.2: Radar elektromanyetik ortam senaryosu (De Martino, 2012)

Ayrıştırma işleminde belli bir zaman aralığında ( $T_F$ ) oluşturulan DTK verileri için, Şekil 4.3’de görüldüğü gibi 3 boyutlu olarak AOA, RF ve PW eksenlerinde histogram oluşturulur. DTK’lar, EH sisteminin darbe anlık parametrelerinin ölçüm doğruluğuna göre hücre içine gruplanır. Aynı hücre içindeki DTK’ların aynı emitere ait olma olasılığı yüksektir. Frekans atlama özelliği olan emiterler için genellikle aynı DOA, aynı PW ve farklı TOA kontrolü yapılır. Ayrıca aynı hücredeki DTK’lar için MOP olup olmadığı kontrolü yapılır. Daha sonra PRI’larını tespit etmek üzere DTK’lar TOA’ye göre sıralanır. PRI tespiti için PRI kurallarına göre çeşitli algoritmalar koşturulur. Tüm bu işlemlerin ardından emiterlere ait DOA, RF, PW, PRI, MOP bilgileri çıkartılmış olur. Tespit edilen bu emiterler için geçici emiter dosyası oluşturularak daha önce tespit edilmiş ve takip edilen emiterler ile karşılaştırılır daha önce tespit edilmiş ise bilgiler güncellenir değilse yeni emiter dosyası oluşturularak takip edilmeye başlanır. Bu emiterler elektronik harp sistemindeki tehdit kütüphanesindeki emiterler ile eşleşiyor ise silah sistemi olarak tanımlanır.



Şekil 4.3: DTK 3-D Histogram Grafiği (RF, PW, DOA (AOA)) (De Martino, 2012)

Şekil 4.4'de tipik bir EH sisteminde darbe ayrıştırma ve emiter sınıflandırma işlemlerinin akış diyagramı verilmiştir.

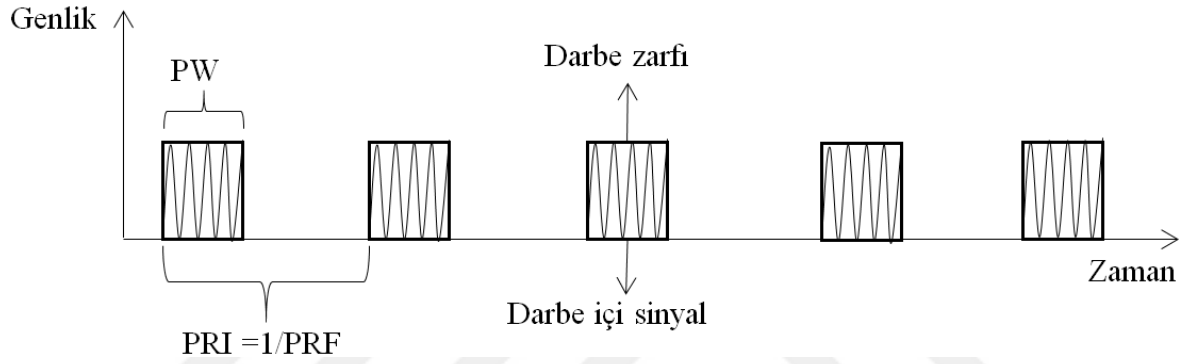


Şekil 4.4: Darbe ayrıştırma ve emiter sınıflandırma blok diyagramı

## 5. RADAR SİNYALLERİ VE MODÜLASYON TİPLERİ

### 5.1. Temel Radar Sinyali

Radar sisteminin havaya yaydığı sinyaller, darbe genişliği (PW), darbe tekrarlama aralığı (PRI), darbe içi sinyal frekansı (RF) özellikleri ile tanımlanabilir. Radar darbe içi sinyalin frekansını, darbe tekrarlama aralığını, darbeden darbeye veya belli sürelerde bir değiştirebilir veya devamlı sabit değerlerde çalışabilir. Şekil 5.1’de darbeli radar sinyali yapısı görülmektedir.



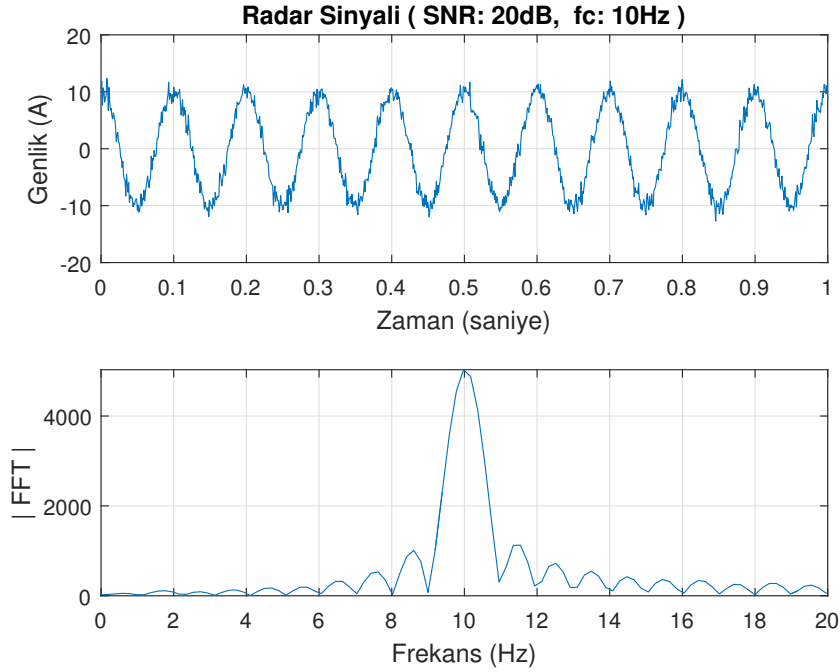
Şekil 5.1: Temel darbeli radar sinyali yapısı

Darbe içi temel radar dalga biçimi,  $A$  genlikli,  $f_c$  merkez frekansında,  $\Phi$  faz farkı bulunan  $A \cos(2\pi f_c t + \Phi)$  şeklinde ifade edilebilir. Alıcı kısmındaki gürültü, sıfır ortalama ve birim varyansa sahip  $n(t)$  gaussian gürültü olarak tanımlanır. Şekil 5.2’de, modülasyonsuz radar darbesi taşıyıcı sinyalinin zaman düzlemindeki gösterimi ve Fourier Dönüşümü gösterilmiştir. Anlık fazı  $\phi$  olan, ayrık zamanlı, kompleks radar sinyali şu şekilde şekildedir;

$$y(t) = Ae^{j\phi(t)} + n(t) \quad (5.1)$$

### 5.2. Darbeden Darbeye Radar Frekans Modülasyonları

Günümüz modern radar sistemleri, gereksinimleri ve kullanım amaçlarına göre (doppler işleme, karıştırmaya karşı koyma vb.) darbeden darbeye çeşitli frekans modülasyonlarında yayın yapmaktadırlar. Bunlar genel olarak sabit frekanslı, beklemeli anahtarlamalı, periyodik, rastgele ve ikili yayın olarak 5 tipe ayrılabilir.

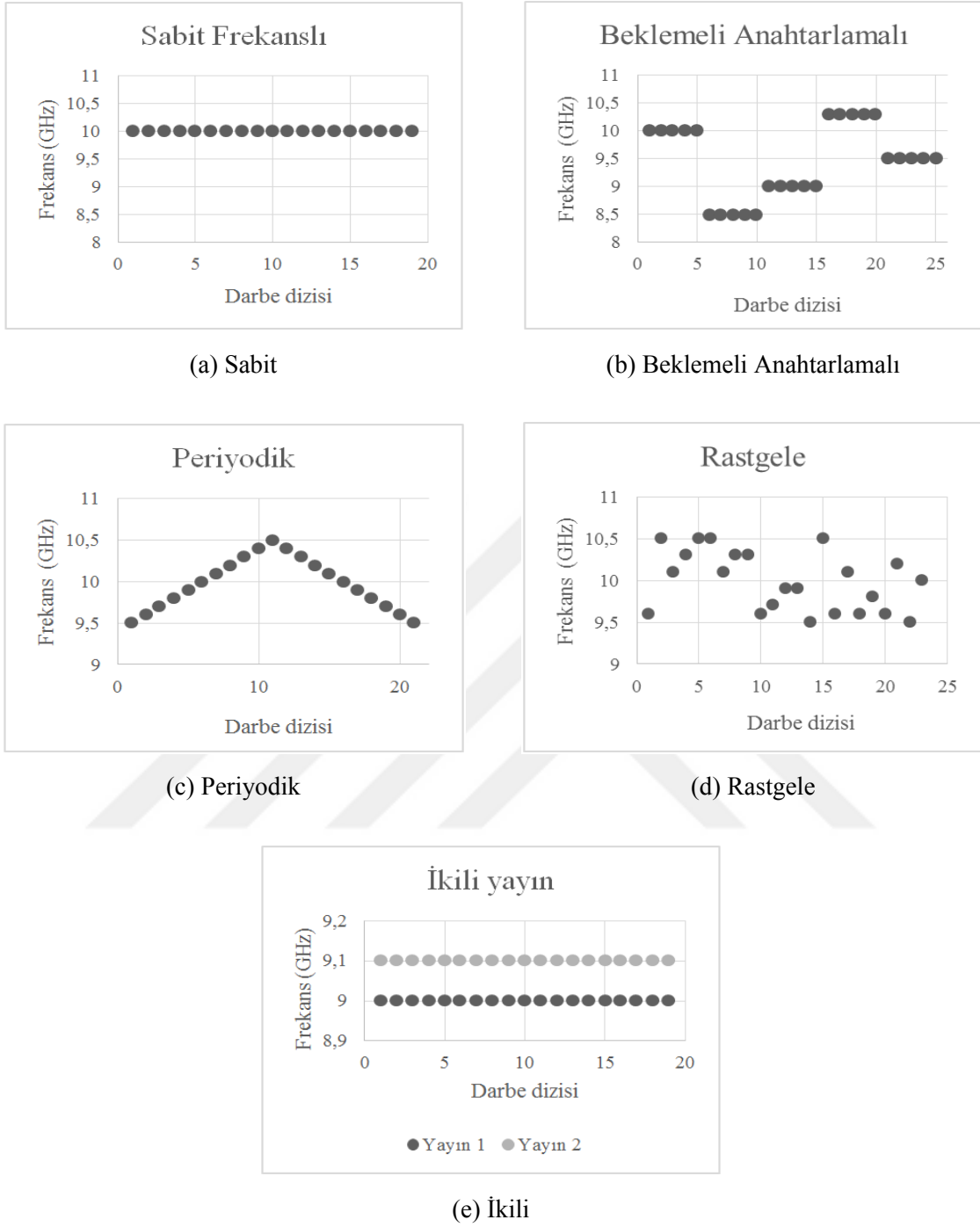


Şekil 5.2: Modülasyonsuz Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü

Sabit frekans tipinde radar hiç frekansını deęiřtirmez. Beklemeli anahtarlamalı frekans modülasyonunda darbe ii sinyalin frekansı belli bir süre sabit kalır, daha sonra frekans radarın üretebildiđi frekans aralıđında deęiřir. Doppler iřleme yapan radarlarda kullanılır. Sabit gönderilen frekans süresi radarın doppler iřleme süresidir. Doppler sinyal iřleme ile radar gönderip aldıđı darbeler ile hedefin hızını ve mesafesini uyumlu olarak tespit eder. Periyodik frekans modülasyonunda, darbe ii sinyalin frekansı periyodik bir şekilde darbeden darbeye deęiřir. Bu periyodik formlar genelde sinüzoidal, testere diři, üçgen frekans tipleridir. Radar frekansını rastgele darbeden darbeye deęiřtirebilir. Bu şekilde alıřmasının sebebi elektronik harp sistemlerine karřı koruma sađlamaktır. Ayrıca bazı radarlar, iki farklı kaynaktan aynı anda iki farklı merkez frekansta yayın yapılabilir. Şekil 5.3’de darbe dizisi- frekans eksenli grafikleri gösterilmiřtir.

### 5.3. Darbe Tekrarlama Aralıđı (PRI) Modülasyonları

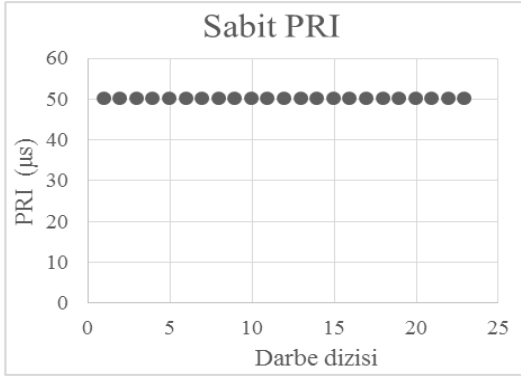
Radar sistemleri, darbe tekrarlama aralıklarını (PRI) veya sıklıklarını (PRF), doppler iřleme, karıřtırmaya karřı koyma, belirsizlik özümü ve bunun gibi nedenlerle farklı düzenlerle yayımlayabilmektedir Bunlar genel olarak sabit, beklemeli anahtarlamalı sendelemeli, periyodik ve rastgele olarak sınıflandırılabilir.



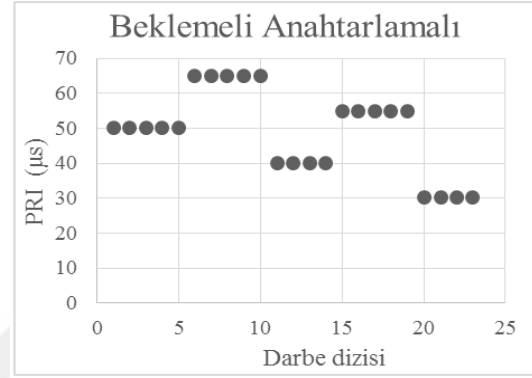
Şekil 5.3: Darbeden darbeye radar frekans modülasyonları

Sabit PRI modülasyonunda, her darbenin gönderim aralığı ve sıklığı eşittir. Beklemeli anahtarlama PRI modülasyonu doppler işleme yapan radarlarda kullanılır. Radar PRI değerini belli bir süre sabit kaldıktan sonra değiştirir. Sendelemeli PRI yapısı, belli PRI setlerinin tekrar edilmesi şeklindedir. PRI setindeki aralık sayısı seviyesini belirler. Örnek olarak 1. darbe:53 usec, 2. darbe:67 usec, 3. darbe:73 usec seçilip bunlar her 3 darbe de bir tekrarlanarak bu aralıklarda gönderilirler ve seviyesi 3 olmuş olur. Periyodik

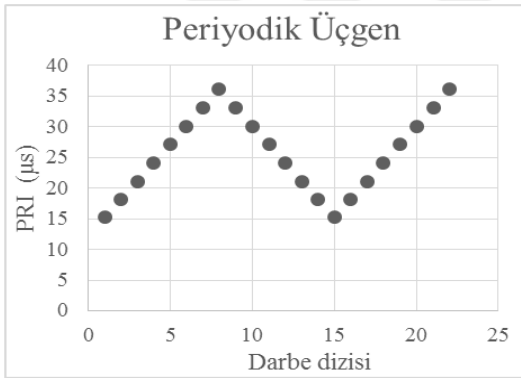
PRI modülasyonu genel olarak üçgen, testere dişi veya sinüzoidal olabilir. Darbe aralıkları periyodik biçimde değiştirilir. Ayrıca radar sistemi, algılanmayı önlemek veya karıştırmaya karşı koymak amacıyla rastgele aralıklı çalışabilir. Şekil 5.4’de darbe dizisi-PRI grafikleri gösterilmiştir.



(a) Sabit



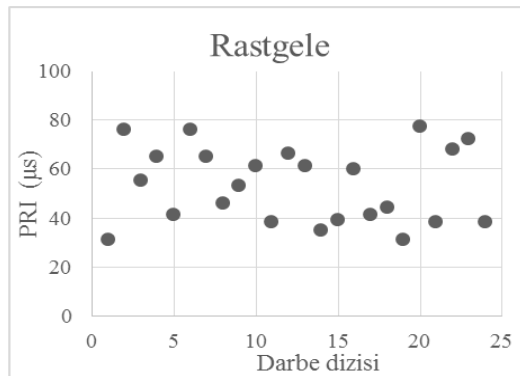
(b) Beklemeli Anahtarlama



(c) Periyodik



(d) Sendelemeli



(e) Rastgele

Şekil 5.4: Radar PRI modülasyonları

## 5.4. İstemli Darbe İçi Modülasyonlar

İstenerek eklenen darbe içi modülasyonlar, darbe sıkıştırma yöntemleri olarak bilinir. Genel bir ifade ile IMOP (Intentional Modulation On Pulse) olarak isimlendirilirler. Darbe içi modülasyon eklenerek daha uzun süreli darbe ile güç artırılarak daha uzun mesafede algılama sağlanırken, hedeften geri gelen sinyal alıcıda uyumlu filtreden geçirilerek mesafede çözünürlük, modülasyon kazancı oranında daha iyi hale getirilir.

### 5.4.1. Doğrusal frekans modülasyonu (Linear Frequency Modulation-LFM)

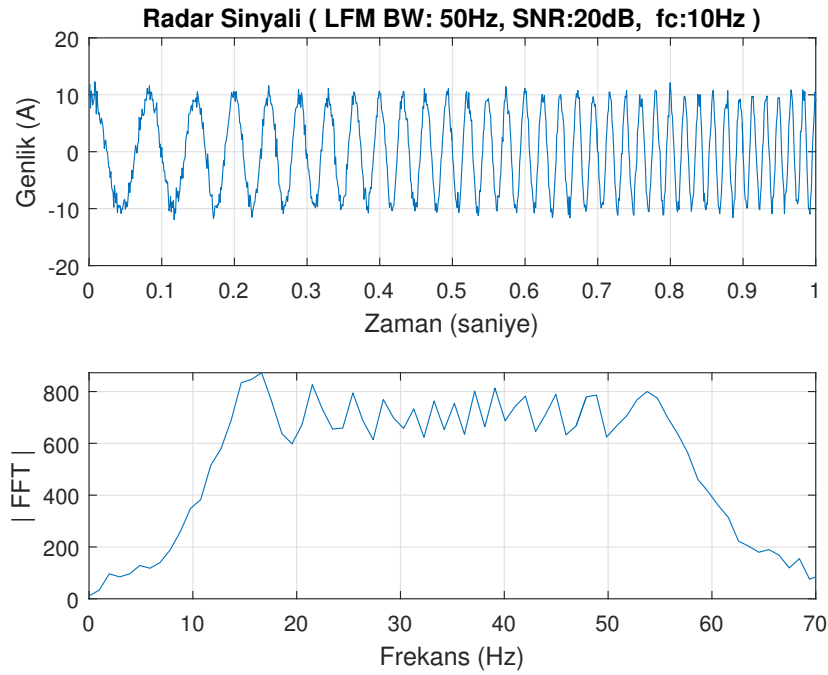
Darbe içi sinyalin frekansı, zamanla doğrusal bir biçimde artar. Bir temel bant LFM şu şekilde tanımlanır (Richards **and others**, 2010);

$$x(t) = A \cos\left(\pi \frac{B}{\tau} t^2\right) \quad -\frac{\tau}{2} \leq t \leq \frac{\tau}{2} \quad (5.2)$$

Merkez frekansı eklenmiş LFM radar sinyali eşitliği şu şekildedir (Richards **and others**, 2010);

$$x(t) = A \cos\left(2\pi f_0 t + \pi \frac{B}{\tau} t^2\right) \quad -\frac{\tau}{2} \leq t \leq \frac{\tau}{2} \quad (5.3)$$

$A$  sinyal genliği,  $f_0$  merkez frekansı,  $B$  bant genişliği,  $\tau$  ise darbe genişliğidir. Şekil 5.5'de radar LFM sinyalinin zaman düzlemindeki gösterimi ve Fourier Dönüşümü verilmiştir.



Şekil 5.5: LFM Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü

#### 5.4.2. Faz modülasyonu ikili faz (biphase) kodları

Radar sinyalleri için en önemli ikili faz kodları, Barker Kodlar'dır. Darbenin frekansı sabittir fakat eşit aralıklara sinyalin fazı değiştirilir. Barker kodlar Çizelge 5.1'de verilmiştir.

Çizelge 5.1: Barker Kodlar

| Kod Uzunluğu | Kodlar                                 |             |
|--------------|--|-------------|
| 2            | +1 -1                                  | +1 +1       |
| 3            | +1 +1 -1                               |             |
| 4            | +1 +1 -1 +1                            | +1 +1 +1 -1 |
| 5            | +1 +1 +1 -1 +1                         |             |
| 7            | +1 +1 +1 -1 -1 +1 -1                   |             |
| 11           | +1 +1 +1 -1 -1 -1 +1 -1 -1 +1 -1       |             |
| 13           | +1 +1 +1 +1 +1 -1 -1 +1 +1 -1 +1 -1 +1 |             |

Genel faz değişim eşitliği RF frekansı ile beraber şu şekilde tanımlanabilir (Richards and others, 2010);

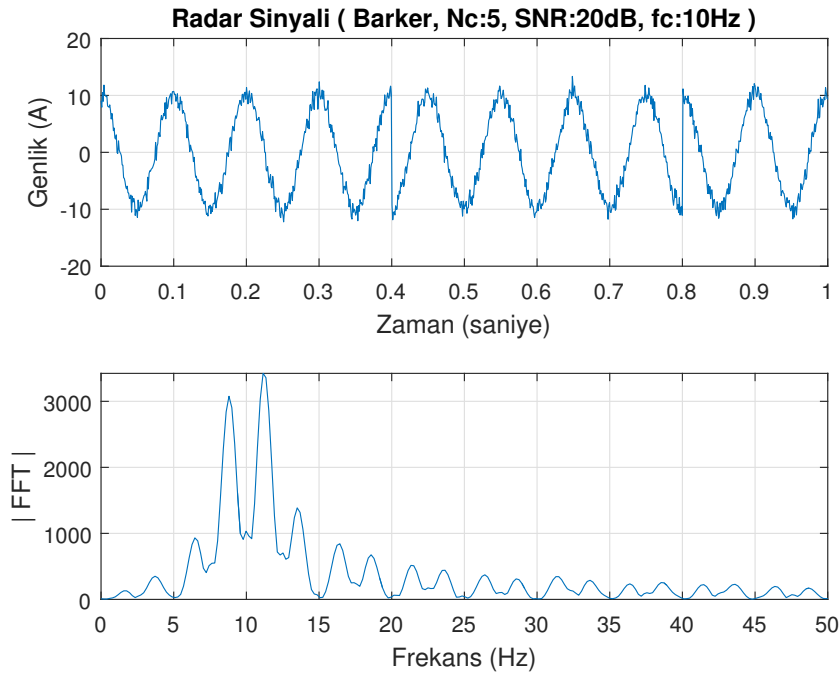
$$X_R F(t) = \cos\{2\pi f_c t + \phi_n[u(t - (n)\tau_{chip}) - u(t - (n+1)\tau_{chip})]\} \quad (5.4)$$

$$0 \leq t \leq \tau, \quad 0 \leq n \leq N - 1$$

$u(t)$  birim adım fonksiyonu,  $\tau_{chip}$  faz değişiminin aralığıdır. Şekil 5.6'da 5 bit Barker Kod modülasyonlu sinyalinin zaman düzlemindeki gösterimi ve Fourier dönüşümü verilmiştir.

### 5.4.3. Faz modülasyonu çoklu faz (polyphase) kodları

İkili faz kodlarının, düşük doppler çözünürlüğü ve sıkıştırma işlemi yapılmadan önce bant limit sorunları vardır. Çoklu faz kodları ikili, faz kodları ile karşılaştırıldığında daha düşük yan bant seviyeleri ve daha iyi doppler toleransları vardır. En çok kullanılan çoklu faz kodları Frank, P1, P2, P3, P4 kodlarıdır. (Richards, 2005)



Şekil 5.6: Barker Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü

Şekil 5.7'da zaman düzlemindeki gösterimi ve Fourier dönüşümü verilen, Frank kodlarına ait eşitlik şu şekildedir (Richards, 2005):

$$\phi_n = \phi(Mp + q) = \frac{2\pi}{M}pq, \quad p = 0, 1, 2, \dots, M - 1, \quad q = 0, 1, 2, \dots, M - 1 \quad (5.5)$$

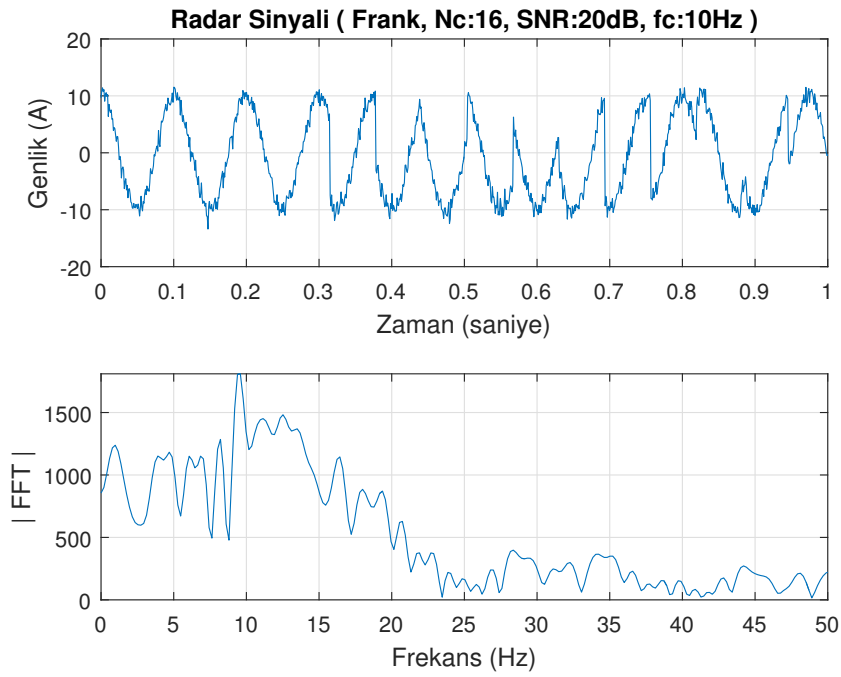
Frank kodu uzunluğu herhangi bir  $M$  için  $N = M^2$ 'dir. Örneğin  $M = 4$  seçilirse  $N = 16$  olur ve kod dizisi aşağıdaki şekilde olur.

$$\phi_n = \left\{ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ \frac{\pi}{2} \ \pi \ \frac{3\pi}{2} \ 0 \ \pi \ 0 \ \pi \ 0 \ \frac{3\pi}{2} \ \pi \ \frac{\pi}{2} \right\} \quad (5.6)$$

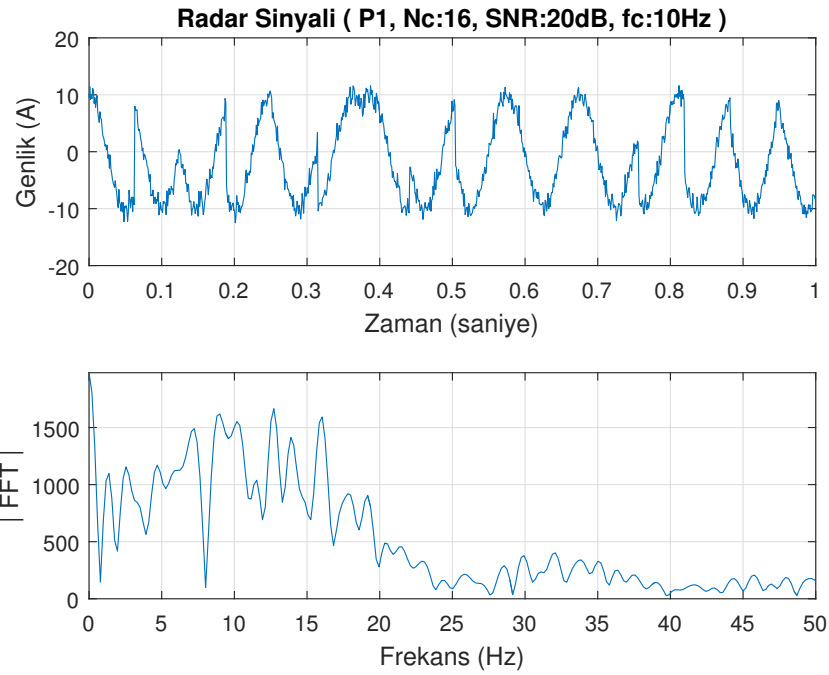
Şekil 5.8 ve Şekil 5.9’da zaman düzlemindeki gösterimleri ve Fourier dönüşümleri verilen P1 ve P2 kodlarını veren eşitlikler aşağıdaki şekildedir (Richards **and others**, 2010); P1 ve P2 kod uzunlukları herhangi bir  $M$  için  $N = M^2$ ’dir.

$$P1 : \phi_{n,k} = -\frac{\pi}{M}(M - 2k - 1)(Mk + n), \quad n = 0, \dots, (M - 1), \quad k = 0, \dots, (M - 1) \quad (5.7)$$

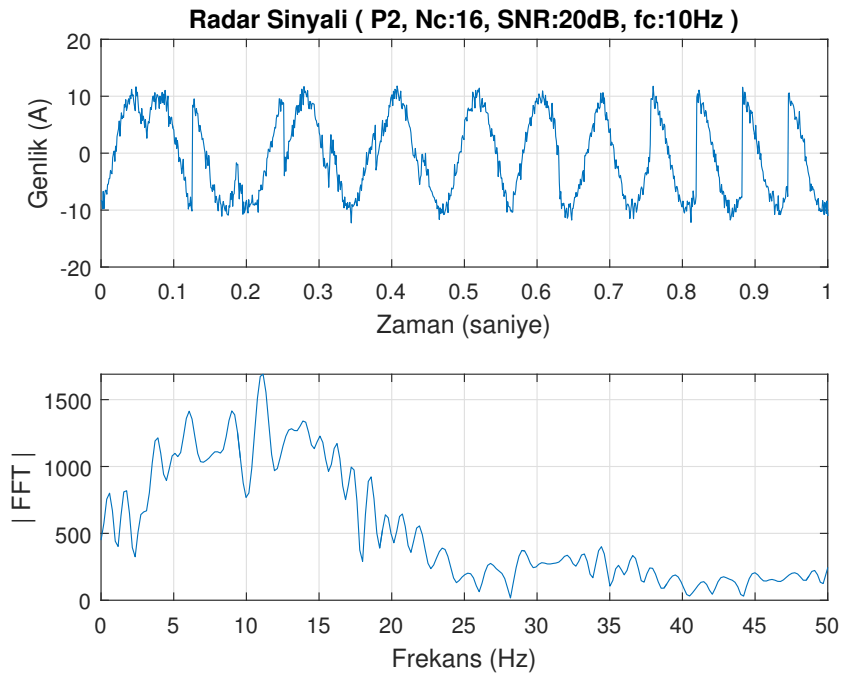
$$P2 : \phi_{n,k} = \frac{\pi}{2M}(M - 2(n + 1))(M - 2k), \quad n = 0, \dots, (M - 1), \quad k = 0, \dots, (M - 1) \quad (5.8)$$



Şekil 5.7: Frank Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü



Şekil 5.8: P1 Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü



Şekil 5.9: P2 Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü

Şekil 5.10 ve Şekil 5.11’de zaman düzlemindeki gösterimleri ve Fourier dönüşümleri verilen N uzunluklu P3 ve P4 kodlarını veren eşitlik şu şekildedir (Richards, 2005); P3 ve P4

kod uzunlukları herhangi bir  $M$  için  $N = M^2$ 'dir.

$$P3 : \phi_n = \frac{\pi}{N}n^2 \quad n = 0, 1, 2, \dots, N - 1 \quad N : \text{tek} \quad (5.9)$$

$$P3 : \phi_n = \frac{\pi}{N}n(n + 1) \quad n = 0, 1, 2, \dots, N - 1 \quad N : \text{cift} \quad (5.10)$$

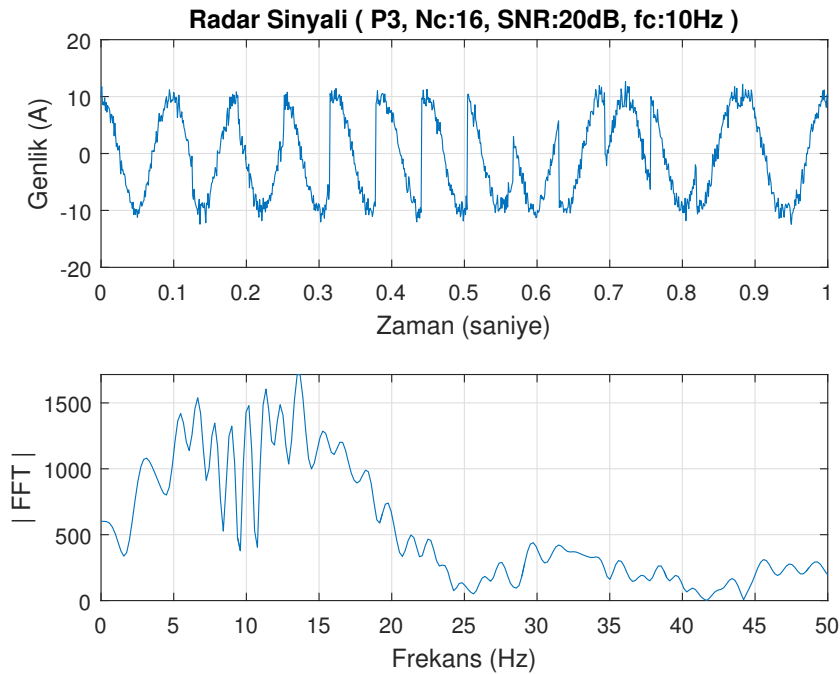
$$P4 : \phi_n = \frac{\pi}{N}n^2 - \pi n \quad n = 0, 1, 2, \dots, N - 1 \quad (5.11)$$

#### 5.4.4. Costas frekans deęişim kodları

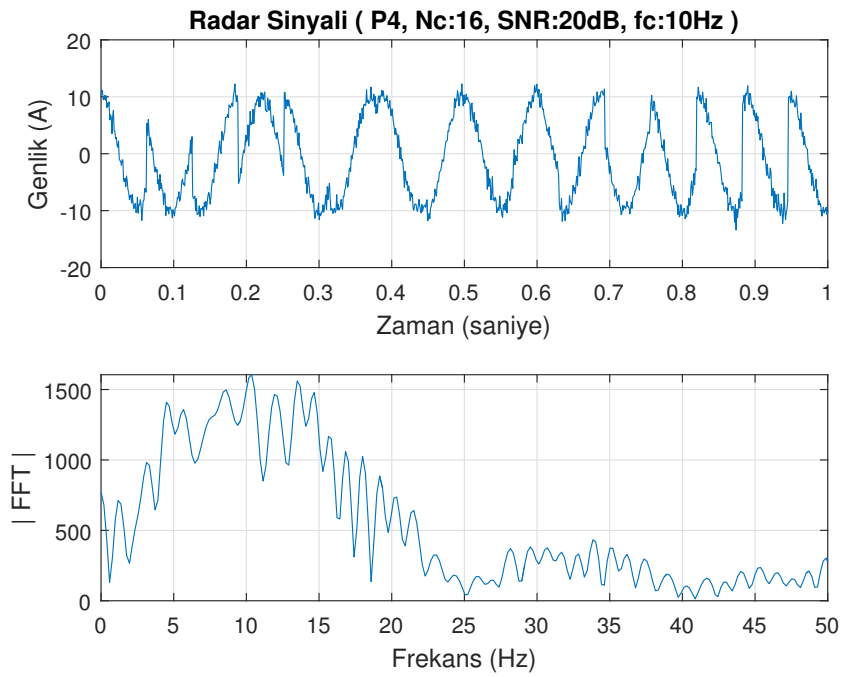
Hem faz kodlamalı hem de adım frekans darbe dizisi yapılarına benzeyen yönleri vardır. Darbe,  $N$  alt darbeye bölünür ve faz kodlamalı sinyallere benzer şekilde her alt darbenin merkez frekansına belli bir koda göre fark frekansı eklenerek darbe kodlanır. Şekil 5.12'de zaman ve frekans eksenini gösterimi verilen Costas kodlu sinyal,  $\Delta F$ : frekans farkı,  $N$ : alt darbe sayısı olmak üzere şu şekilde tanımlanır (Richards, 2005);

$$x(t) = \sum_{n=0}^{N-1} x_n(t - n\tau_c) \quad (5.12)$$

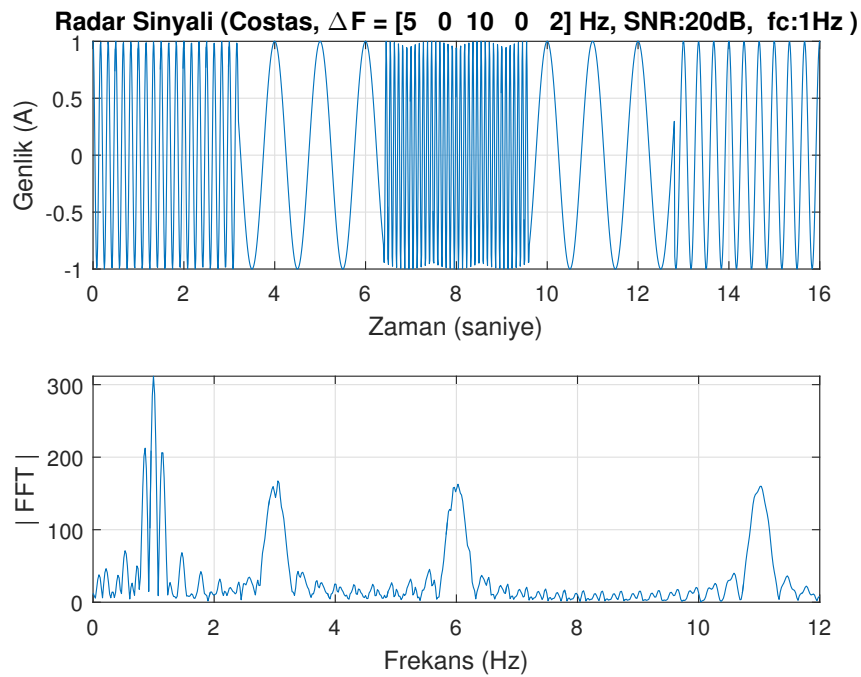
$$x_n(t) = \begin{cases} \exp[jc[n](\Delta F)t] & 0 \leq t \leq \tau_c \\ 0 & \text{diger} \end{cases}$$



Şekil 5.10: P3 Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü



Şekil 5.11: P4 Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü



Şekil 5.12: Costas Kod Radar Sinyalinin Zaman Düzlemindeki Gösterimi ve Fourier Dönüşümü

## 5.5. İstem Dışı Darbe İçi Modülasyonlar

Ürettiği çıkış sinyalinin aynı olduğu düşünülen radar sistemlerinde radarın kullanım yaşı, kullanılan verici ünitelerinin farklılığı gibi nedenlerle istemsiz olarak farklı modülasyonlar ortaya çıkabilir.

EH sistemi tarafından algılanan radar sinyallerinin sınıflandırılmasında, istenerek eklenen darbe modülasyonları kullanılabilmesi gibi radar sinyalinde istemsiz olarak oluşan fakat radarın karakteristiği ile ilgili bilgi veren çeşitli modülasyon türleri öznitelik olarak kullanılabilir. Bu modülasyon türlerine genel bir ifade ile UMOP (Unintentional Modulation On Pulse) denmektedir.

### 5.5.1. Frekans kayması

Radar vericilerinin yaşı, farklı frekanslarda çalıştırılmaları, ısı gibi etmenler nedeni ile RF kaynağının frekansı nominal frekansından farklı çıkmaktadır. Çıkış frekansı darbe içinde de değişmektedir (Benmessai **and others**, 2007). Radar farklı frekansta çalıştığında, frekansa bağlı olarak sabit bir frekans kayması olmaktadır. Bu yüzden, frekans kayması her radar vericisi için karakteristik bir özelliktir ve sınıflandırmada öznitelik olarak kullanılabilir.

### 5.5.2. Darbe zarfı

Darbe modülatörü, radar sistemi için kilit bir öneme sahiptir. Fakat darbe modülatörlerinin karakteristik olarak kaçınılmaz hataları vardır. Bunlar, kapasitans, ve indüktans değerleri, çalışma voltajının ve akımının değişmesi, darbe genliğinin tam dikdörtgen olmaması gibi hatalardır (Gaudreau **and others**, 2000). Bu yüzden her darbe modülatörü kendine ait sabit ve spesifik darbe genliği ortaya çıkarmaktadır ve taşıyıcı frekansına göre değişmemektedir. Dolayısıyla öznitelik olarak kullanılabilirler. (Kawalec ve Owczarek, 2004)

### 5.5.3. Faz gürültüsü

Faz gürültüsü, frekans düzleminde ölçülebilir ve 1 Hz bant genişliğinde, merkez frekansı ( $\omega_0$ ) referans alınarak ölçülen ofset ( $\Delta\omega$ ) değerinde sinyal gücünün gürültüye oranı olarak ifade edilir:

$$L_{toplama}\{\Delta\omega\} = 10 \log \left[ \frac{P_{yanbant}(w_0 + \Delta\omega, 1Hz)}{P_{taşıyıcı}} \right] \quad (5.13)$$

Faz gürültüsü eklenmiş sinyal şu şekilde ifade edilebilir (Li **and others**, 2009);

$$U(t) \approx A \sin(2\pi f_0 t) + \frac{\alpha A}{2} \sin(2\pi(f_0 + f_n)t) + \frac{\alpha A}{2} \sin(2\pi(f_0 - f_n)t) \quad (5.14)$$

Faz gürültüsü sebebi ile osilatör çıkış spektrumunda, merkez frekans  $\omega_0$  etrafında yan bantlar vardır.

#### 5.5.4. Sahte sinyal çıkışları

İstenilen radar sinyali yanında birçok sahte sinyal oluşur (Curtin ve O'brien, 1999). Örnek olarak doğrusal olmayan cihazlar kullanılırsa, frekans üretici birçok sahte frekans oluşturur. Örnek olarak sinyal üreticinin giriş sinyalleri  $S_1 = a_1 \sin(\omega_1 t)$  ve  $S_2 = a_2 \sin(\omega_2 t)$  alınır, çıkış sinyali şu şekilde ifade edilir;

$$\begin{aligned}
 S_{out} = & k_0 + k_1(s_1 + s_2) + k_2(s_1 + s_2)^2 + k_3(s_1 + s_2)^3 + k_0 \\
 & + \frac{1}{2}k_2(a_1^2 + a_2^2) + (a_1 \sin \omega_1 t + a_2 \sin \omega_2 t) \\
 & - \frac{1}{2}k_2(a_1^2 \cos 2\omega_1 t + a_2^2 \cos 2\omega_2 t) \\
 & + k_2(a_1 a_2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t - a_1 a_2 \cos(\omega_1 + \omega_2)t) \\
 & - \frac{1}{4}k_3(a_1^3 \sin 3\omega_1 t + a_2^3 \sin 3\omega_2 t) + \dots
 \end{aligned} \tag{5.15}$$

Çarpılan giriş sinyalleri sonucunda oluşturulmak istenen  $(\omega_1 + \omega_2)$  ve  $(\omega_1 - \omega_2)$  çıkış frekansları dışında yukarıdaki eşitlikte görüldüğü gibi birçok sahte frekans oluşur. Sahte sinyallerin genliği istenen sinyallerde düşük olmasına rağmen elektronik destek sisteminin algılamasına yakın mesafelerde etki etmektedir. Bu çıkan sahte sinyallerin farklı frekanslardaki güçleri her sinyal üreticisine göre spesifikdir ve öznel olarak kullanılabilir.

Yukarıda bahsi geçen ve spesifik verici tanımlama yöntemlerinde sinyal özelliği olarak kullanılacak olan istenmeyen darbe içi modülasyon türleri, istemli modülasyona sahip sinyal ile beraber şu şekilde ifade edilebilir.

$$x_k(t) = A_k a(t - \tau_k) \exp\{j(\phi_1(t - \tau_k) + \phi_U(t - \tau_k) + \phi_0) + n_k(t)\} \tag{5.16}$$

$k = 1, \dots, N_p$ ,  $t = 0, 1, \dots, N - 1$  dir.  $N$  sinyal uzunluğu,  $A_k$  darbenin genliği,  $a(t)$  sipesifik darbe zarfı şekli,  $\tau_k$  sinyal gecikmesidir.  $\phi_1$  istemli darbe içi modülasyonu (IMOP),  $\phi_U$  istemsiz darbe içi modülasyonu UMOP temsil eder.  $n_k(t)$  dar bant gaussian gürültüdür.

## 6. ÖZİNİTELİK TÜRETME VE ÖZİNİTELİK SEÇME

### 6.1. Öznitelik Türetme

İlk olarak ikinci dereceden istatistik verileri olan moment, kümülan ve güç spektral yoğunluğu temel alınarak oluşturulan özniteliklerden bahsedilmiştir. Daha sonra anlık frekans ve anlık faz ile ilgili öznitelikler anlatılmıştır. Choi Williams dağılımı ile üretilen özniteliklerden bahsedilmiş, en son olarak Paket Dalgacık Dönüşümü açıklanmıştır. Öznitelik türetiminde bahsedilen  $y(k)$  sinyali eşitlik (5.1)'de verilmiştir.

#### 6.1.1. Moment ve Kümülan

İkili faz kodlu sinyalleri tanımda moment ve kümülan değerlerinin etkili olduğu düşünülmektedir. Kompleks sinyalin zarfının  $n$ 'inci dereceden momenti şu şekilde bulunabilir;

$$\widehat{M}_{nm} = \left| \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} y^{n-m}(k) (y^*(k))^m \right| \quad (6.1)$$

Burada  $N$  örnek sayısıdır. Skalada değişimi engellemek için eşitlik (6.1) uygulanmadan önce  $y(k)$  normalize edilir:

$$\check{y}(k) = \frac{y(k)}{\sqrt{\widehat{M}_{21} - \sigma_n^2}} \quad (6.2)$$

$\sigma_n^2$  sinyal üzerine eklenmiş gürültünün varyansıdır. Kümülan değerleri,  $C_{nm}$ , hesaplanırken, moment değerleri ile aynı şekilde hesaplanır fakat öncesinde  $\widehat{M}_{10}$  değerinin  $y(k)$  değerinden çıkarılması gerekir. (Lundén ve Koivunen, 2007)

#### 6.1.2. Çapraz korelasyon gecikme süresi (cross-correlation time lag)

Maksimum çapraz korelasyonun gecikme süresi, çoklu faz radar sinyalleri için ayırt edici bir öznitelik olarak kullanılabilir. Gecikme süresi,  $\tau_{max} = \operatorname{argmax}_{\tau} |\hat{r}_y(\tau)|$  şeklinde ifade edilebilir.  $\hat{r}_y(\tau)$ , sinyalin çapraz korelasyon değeridir. Bu öznitelik, taşıyıcı frekans ofset değerinin, sınıflandırmada sorun oluşturabileceği durumlarda sabit faz rotasyonundan etkilenmez. (Lundén ve Koivunen, 2007)

### 6.1.3. Güç spektral yoğunluğu (Power Spectral Density-PSD)

PSD, sinyalin gücünün frekans ekseninde ne kadar dağıldığını tanımlar. PSD temelli iki öznitelik üretilebilir. Birincisi kompleks zarfın maksimum PSD değeridir:

$$\gamma_{max} = \frac{1}{N} \max_n \left\{ \frac{1}{N} \left| \sum_{k=0}^{N-1} \check{y}(k) e^{-j2\pi nk} \right|^2 \right\} \quad (6.3)$$

$\check{y}(k)$  değerinin tanımı eşitlik (6.2)'de yapılmıştır. Sinyalin normalize kompleks zarfıdır. Bu öznitelik İkili Faz ve Costas kodlu sinyalleri diğer kodlamalı sinyallerden ayırt etmektedir. PSD temelinde ikinci öznitelik kompleks zarfın karesinin maksimum PSD değeridir. Eşitlik (6.2)'de  $\check{y}(k)$  yerine  $\check{y}^2(k)$  değeri konularak bulunabilir. Bu öznitelik ikili faz kodlu sinyallerin sınıflandırılmasında çok etkilidir. (Lundén ve Koivunen, 2007)

### 6.1.4. Anlık faz ve frekans

Radar sinyallerinin anlık frekans ve faz özellikleri, frekans ve faz modülasyonlu sinyallerde etkili bir ayırt edici özniteliktir. Anlık fazın mutlak değerinin standart sapması şu şekilde kestirilebilir (Nandi ve Azzouz, 1998):

$$\hat{\sigma}_\phi = \sqrt{\frac{1}{M} \left( \sum_k \phi^2(k) \right) - \left( \frac{1}{M} \sum_k |\phi(k)| \right)^2} \quad (6.4)$$

$\phi(k)$ :  $-\pi$  ve  $+\pi$  aralığında kestirilen faz dizidir. Anlık faz değişiminde gürültünün etkisini azaltmak için genliği belli bir eşik değerinin üzerindeki (M kadar) örnekler alınmıştır. Maksimum genliğin 0.2 katı uygun eşik değeri olarak belirlenmiştir.

Kestirilen anlık faz değerlerinin türevi alınarak anlık frekans değerleri elde edilebilir. Normalize edilmiş anlık frekans değerinin mutlak değerinin standart sapması şu şekilde kestirilebilir;

$$\hat{\sigma}_f = \sqrt{\frac{1}{M} \left( \sum_k \hat{f}^2(k) \right) - \left( \frac{1}{M} \sum_k |\hat{f}(k)| \right)^2} \quad (6.5)$$

$\hat{f}(k)$  normalize edilmiş merkez frekansıdır.  $\hat{f}(k) = (f(k) - \mu_f) / (\max |f(k) - \mu(f)|)$ ,  $f(k)$  anlık frekans değeri  $\mu(f)$  ise  $f(k)$ 'nin ortalamasıdır. Örnekler eşitlik 6.4'de olduğu gibi belli bir genlik değerinin üzerinde alınmıştır. (Lundén ve Koivunen, 2007)

### 6.1.5. Choi-Williams zaman frekans dağılımı (CWD)

Choi-Williams zaman frekans dağılımında, üstel kernel kullanılması nedeni ile ölçekleme parametresi değiştirilerek verdiği sonuç kolaylıkla ayarlanabilmektedir (Nandi ve Azzouz, 1998). Bu nedenle öznitelik olarak kullanılmıştır. Sürekli  $y(t)$  sinyalinin CWD tanımı şu şekildedir;

$$W_{CW}(t, \omega) = \iint \frac{1}{\sqrt{4\pi\tau^2/\sigma}} \exp\left(-\frac{(\mu - t)^2}{4\tau^2/\sigma}\right) \cdot y\left(\mu + \frac{\tau}{2}\right) y^*\left(\mu - \frac{\tau}{2}\right) \exp(-j\omega\tau) d\mu d\tau \quad (6.6)$$

$\sigma$  ( $\sigma > 0$ ) ölçekleme faktörüdür. CWD,  $\Phi(\theta, \tau) = \sqrt{-\theta^2\tau^2/\sigma}$  kernel fonksiyonunu kullanmaktadır.  $\theta$  simgesi frekansı belirtmektedir. Kernel fonksiyonu alçak geçiren filtre gibi davranmakta olup,  $\sigma$  değeri zayıflamayı kontrol etmektedir. (Lundén ve Koivunen, 2007)

#### 6.1.5.1. İki boyutlu CWD zaman frekans görüntüsü

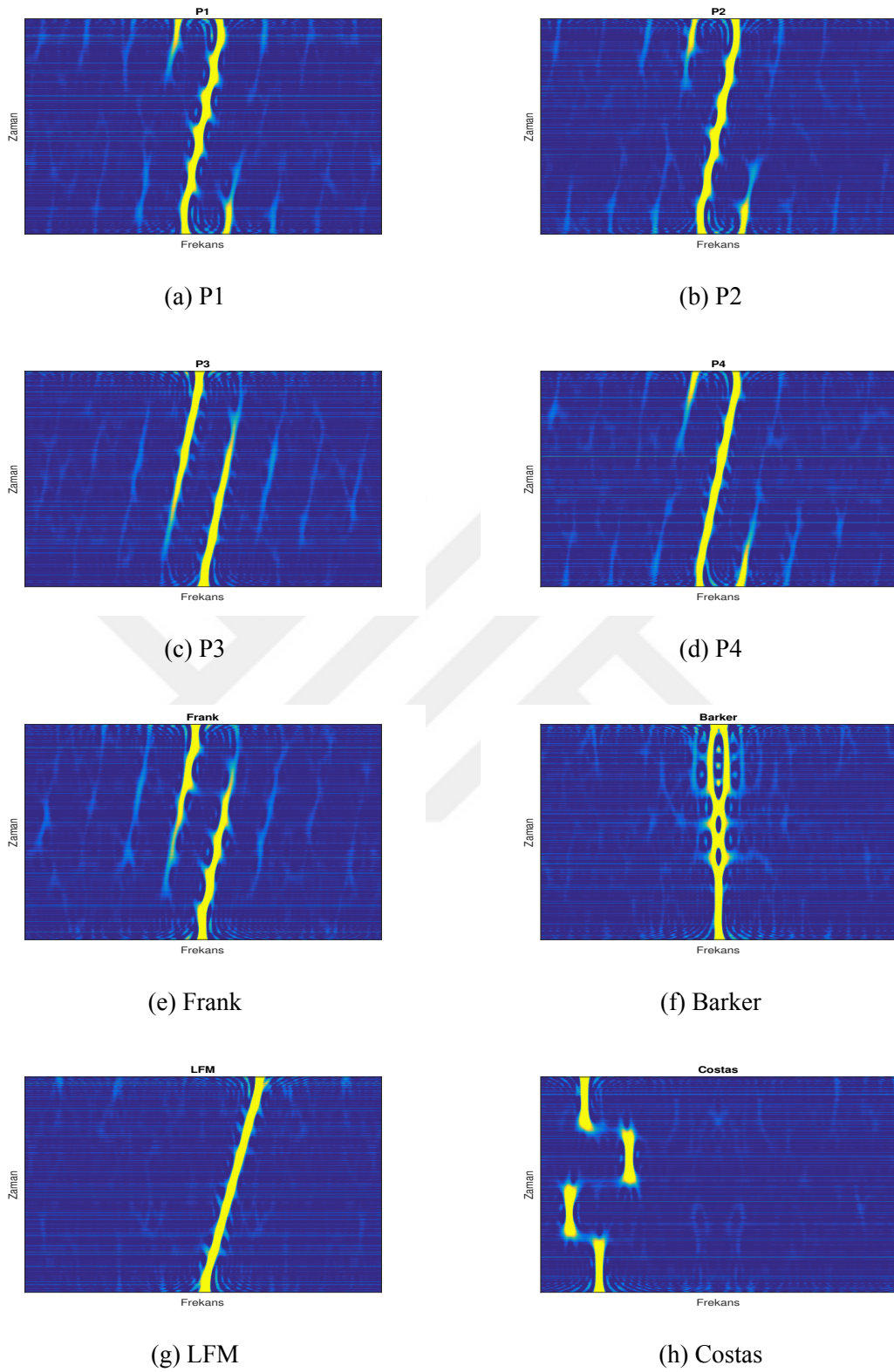
CWD zaman frekans gösterimi 2 boyutlu görüntü gibi ele alınmıştır. 8 farklı sinyal tipi için üretilen CWD görüntüleri Şekil 6.1'deki gibidir.

#### 6.1.5.2. CWD görüntüsünün normalizasyonu

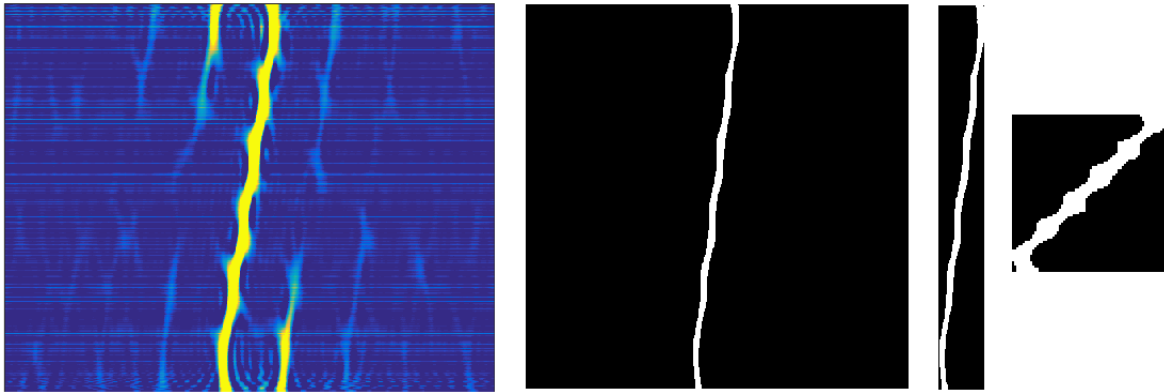
Sinyal bant genişliğinin etkisini azaltmak amacı ile iki boyutlu görüntüler normalize edilmiştir. Normalizasyon işlemi 3 adımda yapılmıştır.

1. İkili (binary) görüntü elde edebilmek için görüntünün belli bir eşik değerinde geçirilmesi.
2. Frekans filtreleme ve ikili görüntüden sinyalin parçası olmayan kısımların silinmesi.
3. Görüntünün en boy oranının yeniden şekillendirilmesi.

Şekil 6.2 de örnek olarak P1 sinyalinin normalizasyonu gösterilmiştir. Soldan sağa doğru eşik değerinden geçirme, sinyalin parçası olmayan kısımların silinmesi ve frekans filtreleme, en boy oranının normalize edilmesi işlemleri yapılmıştır.



Şekil 6.1: CWD zaman frekans görüntüleri, 6dB SNR seviyesinde



Şekil 6.2: CWD zaman frekans görüntüsünün normalize edilmesi.

Normalizasyonun birinci safhasında görüntünün ikili hale getirilmesi belli bir eşik değerinden geçirilmesi işlemi Otsu metodu ile yapılmıştır.

Görüntünün belli bir eşik seviyesinden geçirilmesi daha çok düşük SNR seviyeli sinyallerde ortaya çıkan istenmeyen gürültü sinyallerini tamamen ortadan kaldırmamaktadır. Bu yüzden morfolojik açılış yapılarak görüntüdeki en büyük objenin %10'undan küçük olan objeler ortadan kaldırılmıştır. Morfolojik açılış yapılırken, simülasyon tecrübeleriyle, 3x3 kare maskeleme yapılmıştır. Morfolojik açılış küçük ve ince objelerin görüntüden silinmesini sağlamıştır. Şekil 6.1'de P1, P2 ve P4 sinyal tiplerinde belirgin bir şekilde görülen, istenmeyen küçük objeler, çıkarılan öznitelikler için farkındalığın azalmasına sebep olacaktır. Bu yüzden istenmeyen küçük objelerin görüntüden silinmeleri gereklidir.

Normalizasyonun ikinci safhasında, görüntünün sinyal bileşeni içermeyen kısımları kırılarak en boy oranı  $M \times M$  olacak şekilde yeniden şekillendirilmiştir.  $M$ , sinyal bileşeni yeniden şekillendirilmeden önceki en küçük kenarının ölçüsüdür. Yeniden şekillendirme en yakın komşuluk interpolasyonu metodu kullanılarak yapılmıştır.

### **6.1.5.3. CWD görüntüsünün Pseudo Zernike Momentleri (PZM)**

Pseudo Zernike momentler el yazsısı karakter tanımda kullanılmaktadır (Dehghan ve Faez, 1997). PZM, el yazsısı karakterinin döndürülmesine, çevrilmesine, boyutunun değiştirilmesine ve yansıtılmasına karşı değişkenlik göstermediğinden, el yazsısı tanımda etkili bir şekilde kullanılmaktadırlar. Bu değişmezlikler, sınıflandırma eğitim gereksinimini azaltmaktadır.

Bu değişmezlikler sayesinde, PZM, normalize edilmiş CWD zaman frekans ikili görüntüsünü bütünüyle karakterize edebilmektedir (Lundén ve Koivunen, 2007). CWD

görüntünün döndürülmesine ve boyutunun değiştirilmesine karşı değişmez karakteristikte öznelilikler üretilebilmesini sağlamaktadır.

Şekil 6.3'deki birim daire içinde 16x16 piksel gridde örnek olarak görülen iki boyutlu bir  $f(x,y)$  görüntü fonksiyonun  $p$ 'nci dereceden  $q$ 'ncü tekrar PZM şu şekilde tanımlanır; (Singh **and others**, 2012)

$$A_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} f(x,y) V_{pq}^*(x,y) dx dy \quad (6.7)$$

Görüntü fonksiyonu  $f(x,y)$ , Şekil 6.3'deki gibi  $N \times N$  kare alanda tanımlanmıştır ve  $V_{pq}^*(x,y)$  Pseudo Zernike Polinomların (PZP) kompleks eşleniğidir.  $V_{pq}(x,y)$  şu şekilde tanımlanır;

$$V_{pq}(x,y) = R_{pq}(r) e^{jq\theta} \quad (6.8)$$

$p$  negatif olmayan tam sayı,  $0 \leq |q| \leq p$ ,  $j = \sqrt{-1}$ ,  $\theta = \tan^{-1}(x/y)$ ,  $\theta \in [0, 2\pi]$  ve  $r = \sqrt{(x^2 + y^2)}$ 'dir.

Komplex fonksiyonlar  $V_{pq}(x,y)$ 'nin ayrılabilir iki kısmı vardır. Radyal polinomlar  $R_{pq}(r)$  ve açısız fonksiyonlar  $e^{jq\theta} = (\cos(\theta) + j \sin(\theta))^q$ . Radyal polinomlar şu şekilde tanımlanır;

$$R_{pq}(r) = \sum_{s=0}^{p-|q|} (-1)^s \frac{(2p+1-s)! r^{p-s}}{s!(p+|q|+1-s)!(p-|q|-s)!} \quad (6.9)$$

$R_{pq}(r) = R_{p,-q}(r)$  olduğundan  $q \geq 0$  olarak düşünebiliriz. Eşitlik 6.9 tekrar yazılırsa;

$$R_{pq}(r) = \sum_{s=q}^p B_{pqs} r^s \quad (6.10)$$

$$B_{pqs} = \frac{(-1)^{p-s} (p+s+1)!}{(p-s)!(s+q+1)!(s-q)!} \quad (6.11)$$

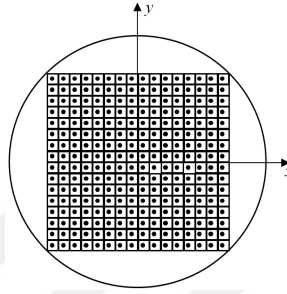
Eşitlik 6.7'deki integralin analitik bir sonucu olmadığından ayrık yaklaşımı şu şekildedir;

$$A_{pq}(r) = \frac{p+1}{\pi} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} f(x_i, y_k) V_{pq}^*(x_i, y_k) \Delta x_i \Delta y_k \quad (6.12)$$

$$x_i^2 + y_k^2 \leq 1$$

$$\begin{aligned}
x_i &= \frac{2i + 1 - N}{N\sqrt{2}} & y_k &= \frac{2k + 1 - N}{N\sqrt{2}} \\
\Delta x_i &= \Delta y_k = \frac{2}{N\sqrt{2}} & i, k &= 0, 1, \dots, N - 1
\end{aligned}
\tag{6.13}$$

Eşitlik 6.12 ve 6.13’de kare görüntünün Şekil 6.3’de olduğu gibi tamamen birim daire içinde oturduğu varsayılmıştır.



Şekil 6.3: Birim Daire İçinde 16x16 pixel grid

#### **6.1.5.4. CWD görüntüsündeki obje sayısının belirlenmesi**

CWD görüntü içerisindeki obje sayısı ( $N_{obj}$ ), ayırt edici özelliklerden biridir. Normalizasyonun düzgün yapılırsa, Frank ve P3 kodlu sinyallerde iki obje, diğer çok faz kodlu ve LFM sinyalinde tek obje ortaya çıkmaktadır. Costas kod sinyalinde ise farklı frekanslarda birçok obje bulunmaktadır.

İkili faz kodlu sinyaller için bu öznelik tam olarak güvenilir değildir. Çünkü özneliğin sağlamlığını arttırmak için ana objenin %20 sinden küçük objeler silinebilir. Bu silme işlemi ikili kodlu sinyallerde gerçekte tek obje olmasına rağmen, arasında boşluk oluşturup parçalanarak, birden çok objenin ortaya çıkmasına sebep olabilir.

#### **6.1.5.5. CWD görüntüsünün en yüksek enerjili olduğu yer**

Zaman ekseninde CWD görüntüsünün en yüksek enerjili olduğu yer bir diğer ayırt edici özneliktir (Lundén ve Koivunen, 2007). Bu özellik şu şekilde tanımlanır;

$$t_{max} = \frac{1}{N - 1} \operatorname{argmax}_x \{W_{CW}(x, y)\}
\tag{6.14}$$

$W_{CW}(x, y)$  zaman kapılı CWD görüntüsüdür.  $x$  ve  $y$  zaman ve frekans eksenleridir.

### 6.1.5.6. CWD görüntüsündeki objelerin genişlikleri

Bu öznelik çok faz kodlu sinyallerin ayırımında uygundur (Lundén ve Koivunen, 2007). Bu özellik şu şekilde hesaplanır; (Görüntüdeki her obje için  $k = 1, \dots, N$  olduğu varsayılır)

1.  $B(x, y)$  ikili görüntüyü elde edebilmek için  $k$  objesi seçilir ve diğer objeler maskelenir.
2.  $B(x, y)$ 'nin Temel Bileşenleri (Principal Components) hesaplanır.
3. En büyük öz değere karşılık gelen birinci temel eksen dikey eksene paralel olacak şekilde  $B(x, y)$  döndürülerek  $B_r(x, y)$  oluşturulur.
4. Sütun toplamları alınır (her sütündaki beyaz piksel sayısı).  

$$r(x) = \sum_{y=0}^{(N-1)} B_r(x, y), \quad 0, 1, \dots, N - 1$$
5.  $r(x)$ , 0 ve 1 arasında normalize edilir.  $\hat{r}(x) = \frac{r(x)}{\max[r(x)]}$
6.  $\hat{r}(x)$ 'in standart sapması hesaplanır.  $\sigma_{k,obj} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_x \hat{r}^2(x) - (\frac{1}{M} \sum_x \hat{r}(x))^2}$ .  
 Toplamlar güçsüz olmayan örneklerden alınmıştır.  $\hat{r}(x) \geq T_{obj}$  ve  $M$  güçsüz olmayan örneklerin sayısıdır.
7. En son CWD özneliği standart sapmaların ortlamasıdır.  $\hat{\sigma}_{obj} = (1)/N_{obj} \sum_{k=1}^{N_{obj}} \sigma_{k,obj}$   
 Eşik değeri olan  $T_{obj}$ , 0.3 olarak seçilebilir (maksimum  $\hat{r}(x)$  değerinin %30'u). Bu eşik değeri sinyal bilgisi taşımayan sütunların öznelik değerini etkilemesini engeller.

### 6.1.6. Paket dalgacık dönüşümü (wavelet packet transform-WPT)

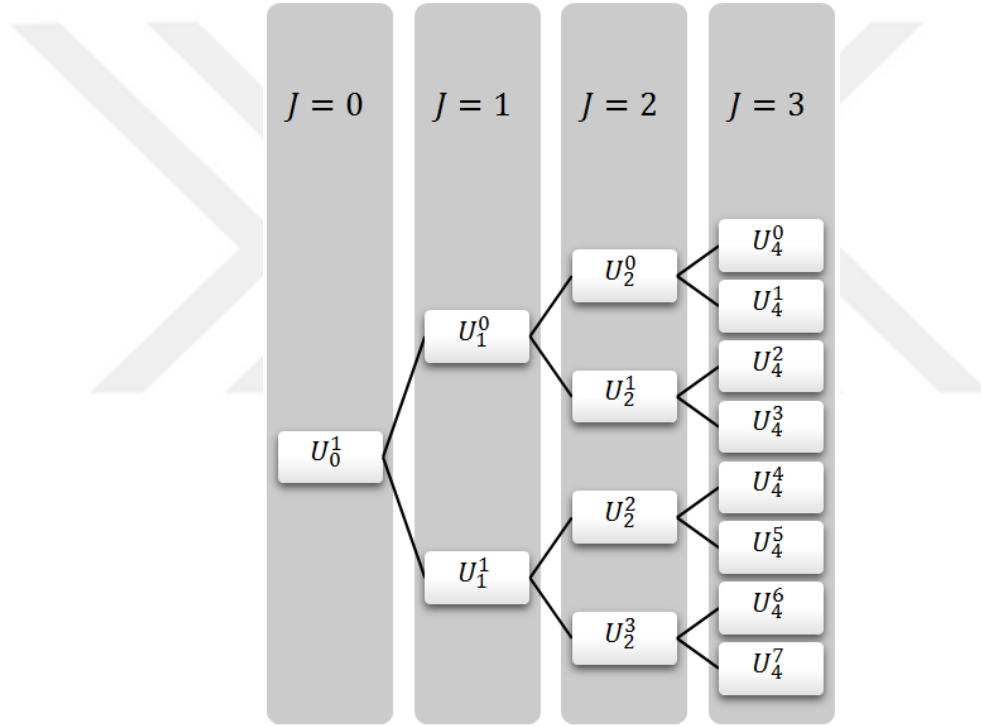
Dalgacık dönüşümü doğrusal zaman frekans analiz yöntemidir. Bir boyutlu sinyal,  $x(t) \in L^2(R)$ , için sürekli dalgacık dönüşümü (Continuous Wavelet Transform - CWT) tanımı şu şekildedir (Grossmann ve Morlet, 1984);

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \quad (6.15)$$

$\varphi(t)$  analiz edilen dalgacık,  $a (> 0)$  skalalama parametresi,  $b$  pozisyon parametresidir.

CWT ile bütün dalgacık katsayılarını kullanarak herhangi bir sinyali analiz etmek işlem yükü olarak mümkün değildir. Ayrık alt gruplar oluşturularak, dalgacık dönüşümü hesaplama mümkün hale getirilebilir. Buna Ayrık Dalgacık Dönüşümü (Discrete Wavelet Transform - DWT) denmektedir.

DWT'nin genişletilmiş haline Ayrık Dalgacık Paket Dönüşümü (Discrete Wavelet Packet Transform-DWPT) denir. DWPT ile yüksek frekans alt bantlarını oluşturabilmek için düşük frekans alt bant ve yüksek frekans alt bantlarının ayrıştırma işlemleri yapılır. Şekil 6.4'de gösterildiği gibi DWPT yüksek frekans ve düşük frekans bantları için hiyerarşik olarak yapılmıştır. (Li **and** others, 2009)



Şekil 6.4: Üç Seviye DWPT (Discrete Wavelet Packet Transform)

DWPT şu şekilde tanımlanabilir;

$$W_{2n}(2^{j-1}t - k) = \sqrt{2^{1-j}} \sum_u h(u - 2k) \sqrt{2^j} w_{2n}(2^j t - u) \quad (6.16)$$

$$W_{2n+1}(2^{j-1}t - k) = \sqrt{2^{1-j}} \sum_u g(u - 2k) \sqrt{2^j} w_{2n}(2^j t - u) \quad (6.17)$$

İndeksin büyüklüğü  $j$ , çevirim indeksi  $k$ , alçak geçiren filtre  $h$  ve yüksek geçiren filtre  $g(k) = (-1)^r h(1 - r)$  dir. Örneklenen sinyalin uzunluğu  $N = 2^{n_0}$  olduğu düşünülürse, ayrıştırılan

alt uzay şu şekilde yazılabilir;

$$U_j^k = U_{j+1}^{2k} \oplus U_{j+1}^{2k+1}, \quad j = 0, \dots, 2^{j-1} \quad (6.18)$$

Dik temel küme,  $\{u_{j,k}(n)\}$  şeklinde ifade edilebilir.  $u_{j,k}(n)$  dalgacık paketler olarak isimlendirilir. DWPT'nin esas özelliği, sinyali bir filtreden geçirerek zaman frekans ekseninde lokal bilgilere bölmektedir. Bu sayede optimum zaman frekans gösterimi için bir çok seviyede yapılan ayrıştırılmaları birleştirmek mümkündür.

Dalgacık paket enerjisi birçok sinyal ve görüntü için ayrıştırıcı bir özneliktir (Li and others, 2009). Dalgacık paket enerjisi şu şekilde hesaplanabilir;

$$E_{j,k} = \frac{1}{N^2} \sum_{n=1}^N |u_{j,k}(n)|^2 \quad (6.19)$$

## 6.2. Öznitelik Seçimi

Literatürde öznitelik seçimi için birçok metodu bulunmasına rağmen, genellikle üç kategoride ele alınırlar. Bunlar filtreleme, sarmalama ve gömülü metodlardır (Günel, 2012). Sarmalama metodu algoritmalarında, seçme metodu bir spesifik tahmin edicinin (sınıflandırıcı algoritması) performansını doğrudan optimal yapma amacına yöneliktir. Bu, her bir adımda seçilen öznitelikler için tahmin edicinin genel performansının ölçülmesiyle yapılabilir. Filtreleme metodu algoritmalarında seçim, spesifik tahmin edicinin performansının doğrudan optimal yapılması hedeflenmeden, bir önışlem gibi yapılır. Filtre metodunda genel olarak öznitelikler hedefle güçlü bir ilişki içinde olmalıdır. Buradan hedefle en çok doğrusal ilişki içinde olan öznitelikler veya hedefle en yüksek ortak bilgili (Mutual Information) öznitelikler seçilir. Filtreleme metodu kolaylıkla çok büyük veri setlerine uygulanabilir, işlemsel olarak basit ve hızlı yöntemlerdir. Sarmalama yöntemleri ise filtreleme yöntemlerine kıyasla, işlemsel olarak çok zaman alan yöntemlerdir.

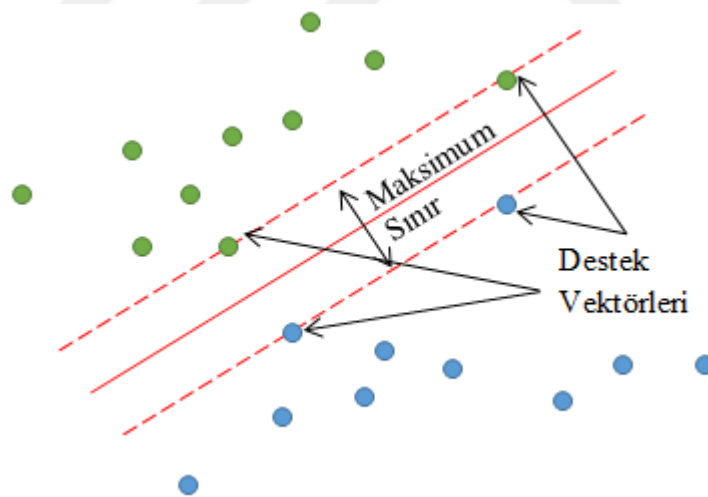
Bu çalışmada filtreleme ve sarmalama yöntemleri, WEKA programı kullanılarak uygulanmıştır. Filtreleme metodu olarak korelasyon tabanlı alt küme değerlendirme yöntemi (Correlation Based Subset Evaluation-CFS) (Hall, 1999) ve temel bileşen analizi yöntemi (Principal Component Analysis-PCA) kullanılmıştır. Ayrıca Günel'in (2012) çalışmasına benzer bir şekilde, sarmalama (Wrapper) yöntemi (Kohavi ve John, 1997) tek başına kullanılmamış, öncesinde filtreleme yöntemi ile öznitelik seçimi yapılarak hibrit yöntem uygulanmıştır. Hibrit yöntem de filtreleme öznitelik seçimi için CFS kullanılmıştır. Sarmalama yönteminde, CFS ile seçilen öznitelikler arasından, Naïve Bayes, SVM ve Rastgele Orman yöntemleri için genetik algoritma araştırma yöntemi kullanılarak, optimum öznitelikler bulunmuştur.

## 7. KULLANILAN SINIFLANDIRICILAR

Dört sınıflandırma metodu incelenmiş ve deneysel çalışmalarda kullanılmıştır. Bunlar; Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines - SVM), Karar Ağaçları (Decision Trees), Naive Bayes ve Ortak Vektör Yaklaşımı-OVY (Common Vector Approach-CVA). Bu dört yöntem de Eğitici Öğrenme (Supervised Learning) Yöntemleridir.

### 7.1. Destek Vektör Makineleri-DVM (Support Vector Machines-SVM)

DVM, Vladimir Vapnik'in kendi çalışması olan istatistiksel öğrenme teorisi temel olarak geliştirdiği bir modeldir (Vapnik, 1998; Vapnik, 2000). DVM'ler veri kümesine ait iki sınıfın kenar bölgeleri arasındaki mesafeyi maksimum hale getiren bir hiper düzlem ile ayıran doğrusal modellerdir. Kenar bölgelerdeki hiper düzlem üzerine gelen noktalara destek vektörler denir. Model bir kere eğitildikten sonra sınıflandırma yapılması için yeni noktanın hangi tarafta olduğunu belirleyecek bir hiper düzlem doğrusal eşitliği gereklidir. Şekil 7.1'de basit bir DVM modeli gösterilmiştir.

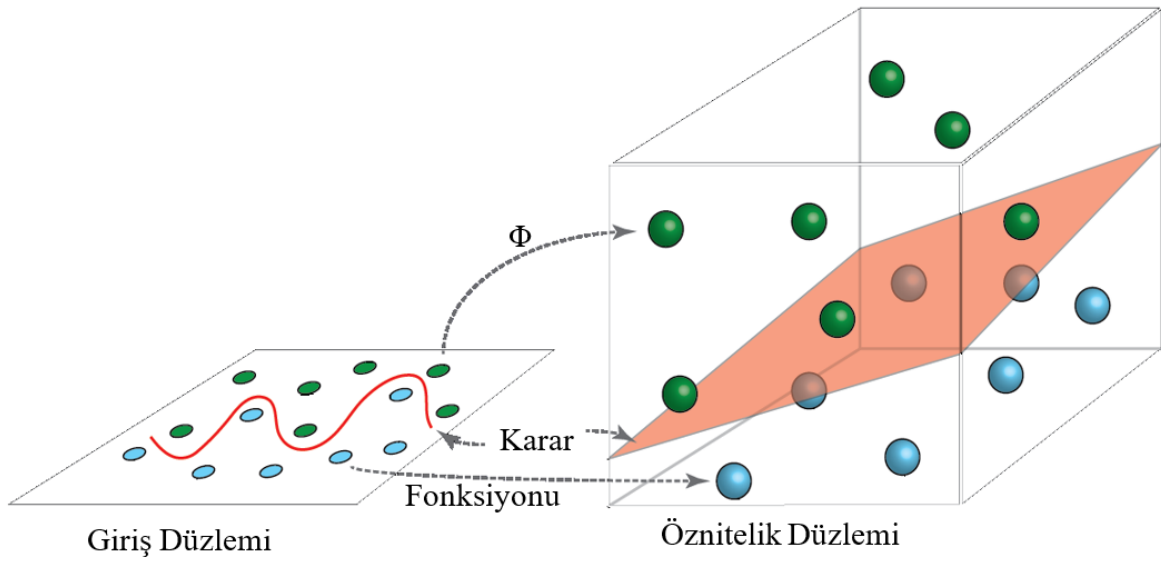


Şekil 7.1: İki Boyutlu DVM Örneği

Bütün veriler doğrusal olarak ayrılamayabilir. Doğrusal olmayan fakat ayrılabilen durumlarda; doğrusal olmayan haritalama ile öznelik kümesi daha üst bir boyuttaki uzaya taşınabilir. Daha üst boyutta sınıfları birbirinden ayırabilecek doğrusal bir hiper düzlem bulunabilir. Bulunan bu doğrusal hiper düzlem daha sonra orijinal boyuttaki uzayda doğrusal olmayan bir karar fonksiyonuna dönüştürülür. DVM'ler nihai olarak eğitim örneklerinin iç çarpımlarını hesaplayan doğrusal fonksiyonları çözmektedir. DVM'de

haritalama fonksiyonu sadece bir iç çarpımdır. İki haritalama fonksiyonu Kernel Fonksiyonları ile yer değiştirilebilir Kernel fonksiyonlarının çok dikkatli bir şekilde seçilerek verilerin gerçekten boyut değişimi yapılmadan, iç çarpımı taklit ederek aynı performansı vermesini sağlanmaktadır. (Vapnik, 1998; Vapnik, 2000) Hesaplamalar giriş uzayında yapılır ve gerçek haritalama fonksiyonu bilinmez.

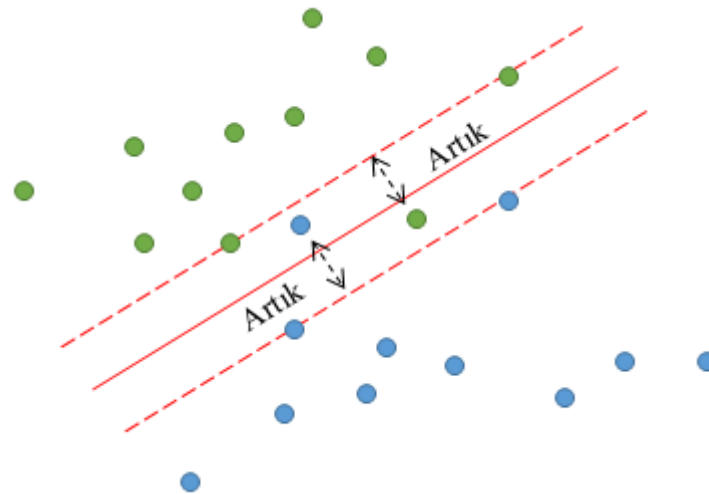
Şekil 7.2’de giriş düzleminin karar fonksiyonu ile bir üst boyuta aktarılması ve tekrar eski boyutuna döndürülmesi görülmektedir.  $\Phi$  haritalama fonksiyonudur.



Şekil 7.2: DVM Giriş Verilerinin Düzlem Değiştirmesi

Gauss kernel fonksiyonu verinin doğrusal olarak ayrılabilirliği, eğitim verisinin %100 doğrulukla ayrılabilmesini sağlayan sonsuz bir öznitelik uzayı modelleyebilir. Fakat boyutun çok fazla artırılması modelin çok fazla veriye özel uyum sağlamasına sebep olur ki gürültü ve aykırı verinin olduğu durumlar göz önüne alındığında, gereğinden fazla aşırı uyum sağlamasına sebep olmuş olur. Bu aşırı uyum sorunu DVM formülasyonunda bazı noktaların hiper düzlemin sınırları içine girmesine sebep olabilecek artık alan verisine izin vermesi ile aşılabılır. Artık alanda kalacak veri miktarına kullanıcı tarafından karar verilir. Şekil 7.3’de artık alanın kullanımını gösterilmiştir.

Üç Kernel fonksiyonu dikkate alınabilir: Doğrusal, Polinomial ve Radyal Tabanlı (RBF) kernel fonksiyonları. Doğrusal kernel fonksiyonu giriş düzlemini daha üst bir boyuta taşımaz ve polinomial kernelin özel bir fonksiyonudur. E parametresi 1 yapılıdır. Doğrusal kernel en hızlı hesaplanabilendir fakat sadece doğrusal hiper düzlemde sonuç verir.



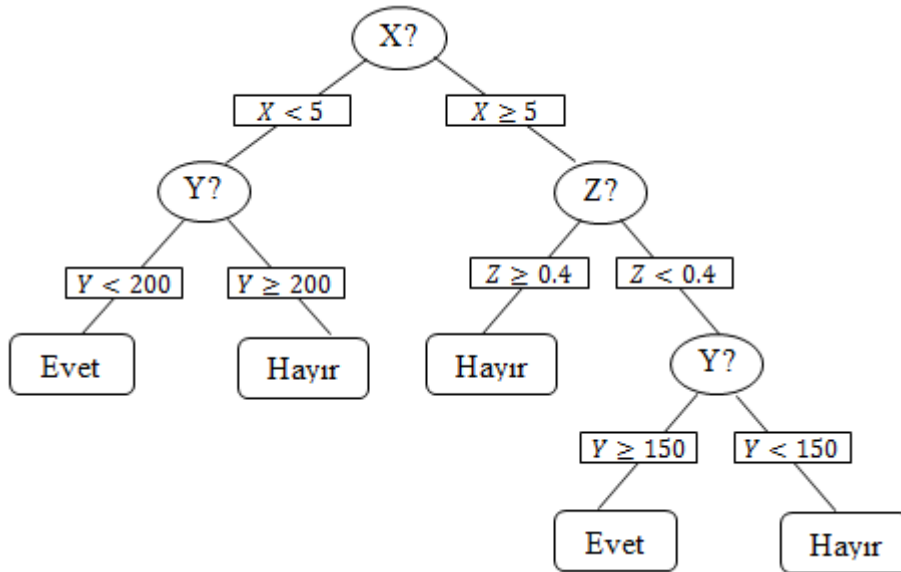
Şekil 7.3: DVM Artık Alan Kullanımı

Polinomiyal kernel öznelikleri,  $E$  parametresi ile bağlantılı olarak eksponensiyel bir biçimde daha üst boyutlara taşır. Kompleks giriş hiper düzlemlerini modellemede kullanılır. Polinomiyal kernel de doğrusal kernele nazaran daha fazla işlem zamanı gereklidir.  $E$  parametresinin artırılması yükseltelen boyutu ve işleme zamanının artıracaktır.

Radyal tabanlı fonksiyonlar kullanan gausiyan kernel sonsuz sayıda boyutta modelleme yapabilir. Bazı uygulamalarda polinomiyal kernelden daha hızlı bir şekilde işlem yapabilir. Bu tezde yapılan uygulamalarda Platt tarafından geliştirilen Ardışık Minimal Optimizasyon (Sequential Minimal Optimization-SMO) kullanılmıştır (Platt, 1999).

## 7.2. Karar Ağaçları ve Rastgele Orman (Random Forest) Algoritması

Bir karar ağacı akış diyagramı biçimindedir. Modelde kök, dallar yapraklar ve birleşim noktalarında oluşan sıradan ağaç yapısından esinlenilmiştir. Veri madenciliğinde en çok kullanılan yöntemlerden biridir ve doğrusal değildir. Veri seti üzerinde karar verme basamakları uygulanarak, çok sayıdaki kayıtlı veriler, az sayıda gruplara bölünür. Her bölme işlemi yapıldığında, özellikleri bakımından birbirine benzer veriler grup haline gelir. Şekil 7.4'de basitleştirilmiş bir karar ağacı algoritması görülmektedir.



Şekil 7.4: Basitleştirilmiş karar ağacı, 2 sınıf: (Evet ve Hayır) ve 3 Öznitelik: X,Y ve Z

Breiman'ın geliştirdiği Rastgele Orman Algoritmasında ise amaç, tek bir karar ağacı üretmek yerine, her biri farklı eğitim kümelerinde eğitilmiş olan çok sayıda çok değişkenli ağacın kararlarını birleştirmektir (Breiman, 2001). Farklı eğitim kümeleri oluştururken ön yükleme ve rastgele özellik seçimi kullanılır. Çok değişkenli karar ağaçları oluşturulurken CART (Classification and Regression Tree) algoritması kullanılır. Her seviyedeki özneliği belirlerken önce bütün ağaçlarda hesaplamalar yapılarak nitelik belirlenir, ardından bütün ağaçlardaki nitelikler birleştirilerek en fazla kullanılan öznelik seçilir. Seçilen nitelik ağaca dâhil edilerek diğer seviyelerde aynı işlemler tekrarlanır.

### 7.3. Naive Bayes Sınıflandırıcı

Bayes sınıflandırıcı Bayes Teoremine dayanan istatistiksel bir yöntemdir (Duda ve Hart, 2012). Makine öğreniminde eğitimcili öğrenme sınıfındandır. Bir örneğin sınıfa ait olma olasılığını kestirir. Naive Bayes yöntemini kullanan başarılı bir sınıflandırıcıdır. Bayes kuralı aşağıdaki şekilde tanımlanır;

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (7.1)$$

$P(A|B)$ : B olayı gerçekleştiği durumda A olayının meydana gelme olasılığıdır.

$P(B|A)$ : A olayı gerçekleştiği durumda B olayının meydana gelme olasılığıdır.

$P(A)$  ve  $P(B)$ , A ve B olaylarının önsel olasılıklarıdır yani henüz elde veri toplanmadan A ve B olayları hakkında sahip olunan bilgidir.  $P(B|A)$  ardıl olasılıktır çünkü

veri toplandıktan sonra, A olayının gerçekleşmiş olduğu durumlarda B olayının gerçekleşmiş olma ihtimali hakkında bilgi verir.

Değeri  $X$  olan ve  $Y$  sınıfına ait  $A$  özniteliğinin önsel olasılığı, eğitim veri setindeki  $A = X$  ve sınıf =  $Y$  olan örneklerin sayısı hesaplanarak bulunabilir. sınıf =  $Y$  olan diğer örneklerin olasılığı da aynı şekilde hesaplanabilir. Bu aşamadan sonra Bayes teoremi,  $A$  özniteliğinin değeri  $X$  olarak verilen bir örneğin, sınıf =  $Y$  olma olasılığını bulmak için hesaplanabilir. Diğer sınıflar içinde aynı hesaplamalar yapılır ve verilen örneklerin sınıfı olasılığı yüksek olan sınıfa ait olarak tahmin edilir.

$$P(\text{sınıf} = Y | A = X) = \frac{P(A = X | \text{sınıf} = Y)(\text{sınıf} = Y)}{P(A = X)} \quad (7.2)$$

Eşitlik 7.1'deki Bayes teoremi ile ardıl olasılık, önsel olasılıklar ile hesaplanır. Model kurulurken eğitim setindeki bütün sınıf ve öznitelik kombinasyonlarının olasılıkları hesaplanır. Test yapılırken daha önce hesaplanmış uygun olasılık değerleri, örneğin öznitelik değerlerine göre Eşitlik 7.1'e konular ve hangi sınıf için yüksek olasılıklı olduğu hesaplanır. Bayes sınıflandırma yöntemi, Naive olarak isimlendirilir çünkü Bayes teoremi öznitelikleri birbirinden bağımsız olarak nitelendirir. Gerçekte öznitelikler birbirinde bağımsız değildir. Ek olarak Bayes yöntemi eğitim setinin, veri uzayındaki aynı istatistiksel özelliklere sahip olduğunu varsayar. Bu durum gerçekte her zaman geçerli değildir.

#### 7.4. Ortak Vektör Yaklaşımı-OVY (Common Vector Approach-CVA)

OVY, tanınmış alt uzay temelli örüntü tanıma metotlarından biridir ve geniş ölçüde ses tanıma, konuşmacı tanıma ve görüntü tanımadaki kullanılmaktadır (Gülmezoğlu ve Ergin, 2007). OVY yönteminde, hatalı veya normal sınıfın ortak veya değişmez özelliklerini temsil eden ortak vektör hesaplanmaktadır.

OVY, eğitim setinde öznitelik vektörlerinin sayısı ( $m$ ), öznitelik vektörlerinin boyutundan ( $n$ ) küçük ( $m \leq n$ ) olduğu durumlarda çok kullanışlıdır (M. B. Gülmezoğlu **and others**, 1999; M. Gülmezoğlu **and others**, 2001). ( $m \leq n$ ) olduğu duruma “yetersiz veri durumu” denilir. Bunun tam tersi duruma, yani eğitim veri setinde öznitelik vektörlerinin sayısı ( $m$ ), öznitelik vektörlerinin boyutundan ( $n$ ) büyük ( $m > n$ ) olduğu duruma “yeterli veri durumu” denilir.

$\mathbf{a}_1^C, \mathbf{a}_2^C, \mathbf{a}_m^C \in R^n$ , C sınıfına ait eğitim setindeki öznitelik vektörleri olsun. Bütün sınıflara ait dağılımı yapılmış eğitim seti matrisine, öz-vektör ayrışması uygulanır. Tüm öz-vektörler tarafından kapsanmış  $n$  boyutlu öznitelik uzayı,  $(m - 1)$  boyutlu  $B$  farklılık uzayına ve  $(n - m + 1)$  boyutlu dikey farksızlık alt uzayına ( $B^\perp$ ) bölünebilir. Neticede bu

iki alt uzay, bütün öznelik uzayını kaplar. Yetersiz veri durumunda  $(n - m + 1)$  özdeğerler sıfır olacaktır. Farksızlık alt uzayı  $(B^\perp)$ , sıfır özdeğerlere karşılık gelen öz-vektörler ile kapsanacaktır ve tamamlayıcısı farklılık alt uzayı olacaktır. Fakat yeterli veri durumunda bu geçerli değildir. Çünkü yeterli veri durumunda ortak vektör sıfır olacaktır. Yeterli veri durumunda, ortak vektörün sıfır olmasının sebebi, öz değerlerin hiçbirinin sıfır olmaması nedeniyle farksızlık alt uzayının yok olmasıdır. Bu yüzden yeterli veri durumunun, sınıfın vektör ortalamasının farksızlık alt uzayına izdüşümü alınarak ortak vektör hesaplanır. Böylece öz değerlerin bazılarının diğerlerine göre çok küçük olduğunda farksızlık alt uzayının yok olmadığı gösterilmiş olur. (Gülmezoğlu, Dzhaferov **and others**, 2007). OVY eğitim fazı ve test fazı olarak iki aşamada uygulanır.

#### 7.4.1. OVY eğitim fazı

Eğitim fazında, sınıflar  $k = 1, 2, \dots, C$  olmak üzere  $k$  indeksi ile gösterilir. Her sınıf  $i$  ile gösterilen öznelik vektörleri içerir. Sütun vektör olan  $\mathbf{a}_i^k$ ,  $k$ 'inci sınıfın  $i$ 'nci ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) vektörüdür. Bir  $k$ 'inci sınıfın fark vektörleri,  $\mathbf{b}_i^k$ , ( $i = 1, 2, \dots, m - 1$ ) ile temsil edildiğini varsayarsak, bu fark vektörleri şu şekilde bulunur;

$$\begin{aligned} \mathbf{b}_1^k &= \mathbf{a}_2^k - \mathbf{a}_1^k \\ \mathbf{b}_2^k &= \mathbf{a}_3^k - \mathbf{a}_1^k \\ &\vdots \\ &\vdots \\ &\vdots \\ \mathbf{b}_{m-1}^k &= \mathbf{a}_m^k - \mathbf{a}_1^k \end{aligned} \tag{7.3}$$

$\mathbf{a}_1^k$  referans vektörüdür ve "i" indisinden bağımsızdır. Ayrıca  $\mathbf{b}_i^k$  vektörleri, doğrusal olarak bağımsızdır.  $\mathbf{A} = \{\mathbf{b}_1^k, \mathbf{b}_2^k, \dots, \mathbf{b}_{m-1}^k\}$  uzayı tarafından kapsanmış vektör alt uzayı  $\mathbf{B}$  ile gösterilir. Yani  $\mathbf{B}$  uzayı  $\mathbf{b}_1^k, \mathbf{b}_2^k, \dots, \mathbf{b}_{m-1}^k$  vektörlerinin bütün olası kombinasyonlarını içerir ( $\mathbf{B} = \text{span}\mathbf{A}$ ).  $\mathbf{A}$  uzayı  $\mathbf{B}$  uzayının bir tabanıdır.  $\mathbf{B}$ 'ye  $k$ 'inci sınıfın farklılık alt uzayı denir.

$\{\mathbf{z}_1^k, \mathbf{z}_2^k, \dots, \mathbf{z}_{m-1}^k\}$  olarak tanımlanan ortonormal vektör seti,  $\langle \mathbf{z}_i^k, \mathbf{z}_j^k \rangle = \delta_{ij} = \{1 \text{ eğer } i = j; 0 \text{ eğer } i \neq j\}$  özelliği temel alınarak Gram Schmidt dikgenleştirme yöntemi ile bulunabilir (Kohavi ve John, 1997; Gülmezoğlu, Dzhaferov **and others**, 2007).  $k$ 'inci sınıfa ait öznelik vektörü şu şekilde yazılabilir;

$$\mathbf{a}_i^k = \mathbf{a}_{i,\text{fark}}^k + \mathbf{a}_{\text{ortak}}^k \tag{7.4}$$

Tüm farklılıkları içeren fark vektörü  $\mathbf{a}_{i,\text{fark}}^k$  aşağıdaki gibi yazılır;

$$\mathbf{a}_{i,\text{fark}}^k = \langle \mathbf{a}_i^k, \mathbf{z}_1^k \rangle \mathbf{z}_1^k + \langle \mathbf{a}_i^k, \mathbf{z}_2^k \rangle \mathbf{z}_2^k + \dots + \langle \mathbf{a}_i^k, \mathbf{z}_{m-1}^k \rangle \mathbf{z}_{m-1}^k, \quad (i = 1, 2, \dots, m) \tag{7.5}$$

$\mathbf{a}_{i,\text{fark}}^k$ ,  $k$ 'inci sınıfa ait farklılık alt uzayı  $\mathbf{B}$ 'nin ortonormal tabanında,  $\mathbf{a}_i^k$ 'nin izdüşümlerinin toplamını vermektedir. (M. B. Gülmezoglu **and others**, 1999).

Yetersiz veri durumunda,  $k$ 'inci sınıfa ait ortak vektör,  $i$  değişkeninden bağımsız olarak, şu şekilde tanımlanır;

$$\mathbf{a}_{\text{ortak}}^k = \mathbf{a}_i^k - \mathbf{a}_{i,\text{fark}}^k \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (7.6)$$

Yeterli veri durumunda ise, aynı sınıfa ait ortak vektör, şu şekilde tanımlanır;

$$\mathbf{a}_{\text{ortak}}^k = \mathbf{a}_{\text{ave}}^k - \langle \mathbf{a}_{\text{ave}}^k, \mathbf{z}_1^k \rangle \mathbf{z}_1^k - \langle \mathbf{a}_{\text{ave}}^k, \mathbf{z}_2^k \rangle \mathbf{z}_2^k - \dots - \langle \mathbf{a}_{\text{ave}}^k, \mathbf{z}_{m-1}^k \rangle \mathbf{z}_{m-1}^k \quad (7.7)$$

Ayrıca ortak vektör bulunurken kovaryans yöntemi de kullanılabilir. Bir sınıfa ait,  $m$  adet vektör ve  $n$  adet öz niteliğe sahip,  $(m \times n)$  boyutundaki öz nitelik vektörleri matrisinin kovaryansı alınarak öz vektörler ve öz değerler bulunur. Yetersiz veri durumunda herhangi bir öz nitelik vektörünün, sıfır öz değerlere karşılık gelen öz vektörlere izdüşümlerinin toplamı alınarak ortak vektör bulunur. Sıfır öz değerlere karşılık gelen öz vektörlerin ( $\mathbf{u}$ ) sayısı  $\rho$  olarak alınırsa ortak vektör şu şekilde bulunur;

$$\mathbf{a}_{\text{ortak}}^k = ((\mathbf{a}_i^k)^T \mathbf{u}_1^k) \mathbf{u}_1^k + ((\mathbf{a}_i^k)^T \mathbf{u}_2^k) \mathbf{u}_2^k + \dots + ((\mathbf{a}_i^k)^T \mathbf{u}_\rho^k) \mathbf{u}_\rho^k \quad (7.8)$$

Yeterli veri durumunda ise herhangi bir öz nitelik vektörü yerine, bir sınıfa ait öz nitelik vektörlerinin ortalaması alınarak  $\mathbf{a}_{\text{ave}}^k$  kullanılır. Hesaplanan öz değerler küçükten büyüğe doğru sıralandığında belli bir enerji yüzdesindeki öz değerlere karşılık gelen öz vektörlerin,  $\mathbf{a}_{\text{ave}}^k$  ile izdüşümlerinin toplamı bulunarak ortak vektör hesaplanır. Belli bir enerji değerindeki öz değerlere karşılık gelen öz vektörlerin ( $\mathbf{u}$ ) sayısı  $\rho$  olarak alınırsa ortak vektör şu şekilde bulunur;

$$\mathbf{a}_{\text{ortak}}^k = ((\mathbf{a}_{\text{ave}}^k)^T \mathbf{u}_1^k) \mathbf{u}_1^k + ((\mathbf{a}_{\text{ave}}^k)^T \mathbf{u}_2^k) \mathbf{u}_2^k + \dots + ((\mathbf{a}_{\text{ave}}^k)^T \mathbf{u}_\rho^k) \mathbf{u}_\rho^k \quad (7.9)$$

#### 7.4.2. OVY test fazı

İlk olarak, hangi sınıfa ait olduğu bilinmeyen test vektörü ( $\mathbf{a}_x$ ) için, her sınıfa ait, kalan vektörler ( $\mathbf{a}_{\text{kalan}}^k$ ) hesaplanır. Kalan vektörler şu şekilde bulunur;

$$\mathbf{a}_{\text{kalan}}^k = \mathbf{a}_x - \left[ \sum_{i=1}^{m-1} \langle \mathbf{a}_x, \mathbf{z}_i^k \rangle \mathbf{z}_i^k \right] \quad (7.10)$$

Herhangi bir sınıfa ait kalan vektör hesaplandıktan sonra o sınıfa ait ortak vektör ile karşılaştırılarak, bilinmeyen vektörün hangi sınıfa ait olduğu bulunur. Test vektörü minimum

norm değerine sahip olan sınıfa aittir. Bunun için aşağıdaki kriter kullanılır;

$$D = \operatorname{argmin}_{1 \leq k \leq C} \| \mathbf{a}_{\text{kalan}}^k - \mathbf{a}_{\text{ortak}}^k \|, \quad (C \rightarrow \text{sınıf sayısı}) \quad (7.11)$$



## 8. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında, 8 farklı tipte darbe içi modülasyonlu radar sinyali üretilerek, 8 sınıf oluşturulmuştur. Bu 8 farklı tip radar sinyalinin darbe ve modülasyon parametreleri, iki farklı parametre seti ile temsil edilmiştir.

### 8.1. Deneysel Çalışmalarda Kullanılan Veri Seti

Öznitelikleri türetilerek sınıflandırma çalışmalarında kullanılan radar sinyalleri MATLAB programında simüle edilen, 8 farklı tipteki IMOP sinyallerdir (P1, P2, P3, P4, Frank, Barker, LFM, Costas). Üretilen bu sinyaller, ayrıntılı olarak Bölüm 5.4'de açıklanmıştır. Bu sinyal tipleri, "Automatic Radar Waveform Recognition (Lundén ve Koivunen, 2007)" isimli çalışmada kullanılan sinyaller referans alınarak üretilmiştir. Simüle edilen radar darbeleri üretilirken kullanılan, merkez frekansı, darbe uzunluğu ve modülasyon değerleri Çizelge 8.1'de verilmiştir. Sınıflandırma performansının farklı değerlerdeki radar sinyallerinde nasıl performans gösterdiğini değerlendirebilmek amacıyla iki farklı parametre seti kullanılmıştır.

Sınıflandırma sonuçlarına etki eden en önemli faktörlerden biri radar sinyallerinin SNR seviyeleridir. Yapılan testlerde sağlıklı sonuçlar alabilmek için üretilen radar sinyallerinin SNR aralığı oldukça geniş tutulmuştur. Her iki parametre setinden her sınıf için 1020 adet sinyal -3dB ile 30 dB SNR aralığında üretilmiştir. Bunun için iki farklı yöntem uygulanmıştır.

1. Her sınıf için radar sinyalleri, en düşük SNR seviyesinden (-3dB) itibaren, sürekli eşit aralıklar ile ( $34/1020 = 0.0333$  dB) artırılarak, 1020'inci sinyal en yüksek SNR seviyesinde (30 dB) olacak şekilde üretilmiştir. Bu yöntem ile üretilen radar sinyalleri SSNR (Sürekli-SNR) kısaltmasıyla isimlendirilmiştir.
2. Her sınıf için radar sinyalleri, -3dB ile 30dB SNR seviyesi aralığında, her tam sayı SNR değerinde 30 sinyal olacak şekilde, toplamda  $30 \times 34 = 1020$  adet üretilmiştir. Bu yöntem ile üretilen radar sinyalleri ASNR (Ayrık-SNR) kısaltmasıyla isimlendirilmiştir.

Deneysel çalışmalarda kullanılan veri setleri Çizelge 8.2'de özetlenmiştir. 2 farklı parametre seti ile 2 farklı SNR seviyeli olarak, yani 4 farklı şekilde üretilen radar sinyallerinden Çizelge 8.3'de gösterilen öznitelikler türetilmiştir. Bu özniteliklerin

ayrıntılılarından Bölüm 6’da bahsedilmiştir. Çizelge 8.3’de görüldüğü gibi toplamda 95 öznitelik türetilmiştir. Böylece her sınıf için 1020x95 büyüklüğünde öznitelik matrisi olmak üzere, sekiz sınıftan oluşan her veri setinde 8160x95 büyüklüğünde öznitelik matrisi üretilmiştir.

Çizelge 8.1: Simüle edilen radar sinyallerinin parametreleri

| Parametreler                        | Parametre Seti 1 (PS1)                               | Parametre Seti 1 (PS1)                               |
|-------------------------------------|--|--|
| <b>Genel Parametreler</b>           |  |  |
| Örnekleme Frekansı $f_s$            | 1  | 1  |
| Darbe Uzunluğu, PW                  | 576 Örnek  | 512 Örnek  |
| Merkez Frekansı, $f_c$              | $\frac{1}{4}f_s$                                     | $\frac{1}{4}f_s$                                     |
| <b>Çok Fazlı Kodlar</b>             |  |  |
| Frank, P1, P2 için M değerleri      | 6  | 8  |
| P3, P4 için N değerleri             | 36   | 64   |
| <b>İkili Fazlı Kodlar</b>           |  |  |
| Barker Kod                          | 13   | 7  |
| <b>Costas Kodlar</b>                |  |  |
| Alt Darbe Sayısı, $N$               | 4  | 5  |
| Baz Frekans, $f_0$                  | $\frac{1}{24}f_s$                                    | $\frac{1}{24}f_s$                                    |
| Frekans Atlama Aralığı, $\Delta_f$  | $\frac{1}{24}f_s \geq \Delta_f \geq \frac{1}{12}f_s$ | $\frac{1}{24}f_s \geq \Delta_f \geq \frac{1}{12}f_s$ |
| <b>Doğrusal Frekans Modülasyonu</b> |  |  |
| Bant Genişliği, $\Delta_f$          | $\frac{1}{12}f_s$                                    | $\frac{1}{14}f_s$                                    |

Çizelge 8.2: Sınıflandırmada kullanılan öznitelik vektörleri

| Kısaltma        | Parametre Seti                | SNR Seviyeleri            | Öznitelik Vektörü Boyutları |
|-----------------|-------------------------------|---------------------------|-----------------------------|
| <i>PS1-SSNR</i> | <i>Parametre Seti 1 (PS1)</i> | <i>SSNR (Sürekli SNR)</i> | 8160x95                     |
| <i>PS1-ASNR</i> | <i>Parametre Seti 1 (PS1)</i> | <i>ASNR (Ayrık SNR)</i>   | 8160x95                     |
| <i>PS2-SSNR</i> | <i>Parametre Seti 2 (PS2)</i> | <i>SSNR (Sürekli SNR)</i> | 8160x95                     |
| <i>PS2-ASNR</i> | <i>Parametre Seti 2 (PS2)</i> | <i>ASNR (Ayrık SNR)</i>   | 8160x95                     |

Çizelge 8.3: Üretilen Öznitelikler

| #  | Öznitelik                                | Sembol                        | Miktar |
|----|--|-------------------------------|--------|
| 1  | Moment                                   | $M_{10...M_{31}}$             | 6      |
| 2  | Kümülan                                  | $C_{10...C_{21}}$             | 4      |
| 3  | Çapraz Korelasyon Gecikmesi              | $t_{max}$                     | 1      |
| 4  | PSD Maksimum                             | $\gamma_{max}$                | 1      |
| 5  | Karesi alınmış sinyalin PSD Maksimumu    | $\gamma_{max}^2$              | 1      |
| 6  | Anlık fazın standart sapması             | $\hat{\sigma}_\phi$           | 1      |
| 7  | Anlık frekansın standart sapması         | $\hat{\sigma}_f$              | 1      |
| 8  | Pseudo Zernike Moment (PZM)              | $\hat{Z}_{10...}\hat{Z}_{43}$ | 13     |
| 9  | CWD görüntüsündeki obje sayısı           | $N_{obj}$                     | 1      |
| 10 | CWD Tepe Noktanın Zaman eksenindeki yeri | $t_{max}$                     | 1      |
| 11 | CWD objesi genişliğinin standart sapması | $\phi_{obj}$                  | 1      |
| 12 | WPT Enerji (6'ncı seviye)                | $E_{j,k}$                     | 64     |

## 8.2. WEKA Programı

DVM, Naive Bayes ve Rastgele Orman Karar Ağacı sınıflandırıcıları ve CFS, PCA ve Wrapper öznitelik seçimleri, WEKA programı kullanılarak uygulanmıştır.

Weka, makine öğrenimi amacıyla Waikato Üniversitesinde geliştirilmiş ve "Waikato Environment for Knowledge Analysis" kelimelerinin baş harflerinden oluşmuş yazılımın ismidir. Günümüzde yaygın kullanımı olan çoğu makine öğrenimi algoritmalarını ve metotlarını içermektedir. Java dilinde geliştirilmiş olması ve kütüphanelerinin jar dosyaları halinde geliyor olması sayesinde, Java dilinde yazılan projelere kolayca entegre edilebilmesi kullanımını daha da yaygınlaştırmıştır. Yazılım, Genel Kamu Lisansı (GNU) ile dağıtılmaktadır.

Weka, tamamen modüler bir tasarıma sahip olup, içerdiği özelliklerle veri kümeleri üzerinde görselleştirme, veri analizi, iş zekası uygulamaları, veri madenciliği gibi işlemler yapabilmektedir. Weka yazılımı, kendisine özgü olarak bir .arff uzantısı desteği ile gelmektedir. Ancak Weka yazılımının içerisinde CSV dosyalarını da ARFF formatına çevirmeye yarayan araçlar mevcuttur. Temel olarak Sınıflandırma (Classification), Bölütleme (Clustering) , İlişkilendirme (Association) Veri Madenciliği işlemi Weka ile yapılabilir:

Ayrıca yukarıdaki işlemlere ilave olarak veri kümeleri üzerinde Veri Ön işleme (Data Pre-Processing), Görselleme (Visualization) ön ve son işlemleri yapılabilir. Weka Kütüphanesi'nde veri kümelerini içeren dosyalar üzerinde çalışan çok sayıda hazır fonksiyon bulunmaktadır.

Weka, 200'e yakın IEEE makalesinde doğrudan geçmekte olup 5,700 civarında ACM (Association for Computing Machinery) makalesinde de bahsedilmektedir. Weka, 2011 Ağustos ayı itibariyle sadece sourceforge.net sitesinden, 2.5 milyona yakın indirme sayısı ile en çok indirilen ilk 200 Sourceforge Projesi arasında girmiştir. (Vikipedi, 2016)

### 8.3. Gerçekleştirilen Testler

Deneysel çalışmalar da kullanılan DVM, Naive Bayes ve Rastgele Orman sınıflandırma yöntemleri WEKA ortamında, OVY sınıflandırıcısı MATLAB ortamında test edilmiştir. CFS, PCA ve Wrapper öznitelik seçimleri WEKA ortamında yapılmıştır.

Sınıflandırma çalışmalarının WEKA ortamında yapılabilmesi amacıyla öznitelik vektörleri WEKA programının kullandığı ".ARFF" uzantılı formata çevrilmiştir.

#### 8.3.1. Öznitelik seçimi

Dört veri seti için PCA ile öznitelik seçimi yapılırken, toplam varyansın %95'i oranında öz değere karşılık gelen öz vektörler kullanılarak öznitelik seçimi yapılmıştır. CFS ile Çizelge 8.4'deki öznitelikler seçilmiştir. PS1-ASNR için 12, PS1-SSNR için 14, PS2 ASNR ve PS2-SSNR için 11 adet öznitelik vektörü seçilmiştir.

Wrapper öznitelik seçimi sınıflandırma yöntemine bağımlı bir öznitelik seçimi yöntemidir. Wrapper yöntemi 95 adet öznitelik sayısına uygulandığında günler süren işlem sürelerine ulaşmaktadır. Bu yüzden, CFS öznitelik seçimi sonrası başarı oranları yüksek olması nedeniyle, CFS + Wrapper, hibrit öznitelik seçimi yapılarak başarı oranları daha da iyileştirilmiştir. OVY sınıflandırıcısı MATLAB programında uygulandığından wrapper yöntemi ile öznitelik seçimi yapılmamıştır. CFS özniteliklerine, Wrapper yöntemi uygulandıktan sonra Çizelge 8.4'de verilen özniteliklerden, seçilen özniteliklerin sayısı Çizelge 8.5'de verilmiştir.

Çizelge 8.4: CFS ile Seçilen Öznitelikler

| Öznitelik   | PS1-ASNR           | PS1-SSNR                 | PS2-ASNR           | PS2-SSNR           |
|---|--------------------|--------------------------|--------------------|--------------------|
| Moment  | Seçilmedi          | Seçilmedi                | Seçilmedi          | Seçilmedi          |
| Kümülant  | 10                 | 10                       | 10                 | 10                 |
| Çapraz Korelasyon Gecikmesi                               | +                  | +                        | +                  | +                  |
| PSD Maksimum  | +                  | +                        | +                  | +                  |
| Karesi alınmış sinyalin PSD Maksimumu                     | +                  | +                        | Seçilmedi          | Seçilmedi          |
| Anlık fazın standart sapması                              | Seçilmedi          | Seçilmedi                | Seçilmedi          | Seçilmedi          |
| Anlık frekansın standart sapması                          | Seçilmedi          | Seçilmedi                | Seçilmedi          | Seçilmedi          |
| Pseudo Zernike Moment (PZM)                               | 10,11,22,<br>32,33 | 10,11,21,<br>22,32,33,43 | 11,22,33,<br>40,43 | 10,11,22,<br>33,43 |
| CWD görüntüsündeki obje sayısı                            | +                  | +                        | +                  | +                  |
| CWD Tepe Noktasının zaman eksenindeki yeri                | +                  | +                        | +                  | +                  |
| CWD objesi genişliğinin standart sapması                  | +                  | +                        | +                  | +                  |
| WPT Enerji (6'ncı seviye)                                 | Seçilmedi          | Seçilmedi                | Seçilmedi          | Seçilmedi          |
| Seçilen Öznitelik Sayısı<br>(Toplam Öznitelik Sayısı: 95) | 12                 | 14                       | 11                 | 11                 |

Çizelge 8.5: CFS + Wrapper Yöntemi ile seçilen Öznitelik Sayıları

| Veri Seti | Naive Bayes | Rastgele Orman | DVM |
|-----------|-------------|----------------|-----|
| PS1-ASNR  | 8           | 7              | 11  |
| PS1-SSNR  | 7           | 8              | 11  |
| PS2-ASNR  | 8           | 6              | 10  |
| PS2-SSNR  | 7           | 8              | 11  |

### 8.3.2. Sınıflandırma

DVM yöntemi için WEKA programında SMO algoritması (Platt, 1999) kullanılmıştır. SMO algoritmasında optimum işlem süresi ve doğruluk için C parametresi ve kernel fonksiyonu olarak seçilen Radyal kernel fonksiyonuna ait E parametresi kritik değerlerdir. C parametresi 5, radyal kernel fonksiyonuna ait E parametresi 3 olarak set edilmiştir. Daha yüksek değerlerde işlem süresinin çok fazla artmasına rağmen sınıflandırma doğruluğunun artmadığı gözlenmiştir.

Rastgele Orman yöntemi için WEKA programında varsayılan değerler optimum doğruluk ve işlem zamanı sonuçlarını vermiş, bu değerler ile testlere devam edilmiştir.

Naive Bayes yöntemi için “Use supervised discretization to process numeric attributes” parametresi set edilerek öznitelik vektörü ayrık hale getirilmiştir. Bu seçimin Naive Bayes sınıflandırıcısının doğruluğunu oldukça artırdığı gözlenmiştir. Ayrıklaştırmanın Naive Bayes yönteminin performansına olumlu etkisinden, (Dougherty **and others**, 1995) çalışmasında bahsedilmiştir.

OVY yöntemi için, hesaplanan öz değerlerin toplam enerjisinin %15’ine karşılık gelen öz vektörler kullanılarak sınıflandırma testleri gerçekleştirilmiştir.

Sınıflandırma yöntemleri klasik “10-Fold” çapraz korelasyon yöntemi ile test edilmiştir. Çapraz korelasyon yöntemi 10 Fold seçilmiş, rastgele vektör seçimi için çekirdek değeri “1” alınmıştır.

### 8.3.3. Sonular

Parametre Seti-1 ile gerekleřtirilen sınıflandırma sonuları izelge 8.6 ve izelge 8.7’de verilmiřtir. izelgelerde verilen sonular, yzde olarak doėru tanıma oranlarını gstermektedir.

izelge 8.6: PS1-ASNR veri seti ile sınıflandırma sonuları

| <b>PS1-ASNR (Radar Sinyali Parametre Seti 1 - Ayrık-SNR)</b> |                |                       |                    |                 |
|--|----------------|-----------------------|--------------------|-----------------|
| <b>Öznitelik Seçimi</b>                                      | <b>DVM</b>     | <b>Rastgele Orman</b> | <b>Naive Bayes</b> | <b>OVY</b>      |
| Yok  | <b>93,2108</b> | 95,7843               | 92,8799            | <b>91,95331</b> |
| CFS  | 88,3701        | 96,4951               | 93,6152            | 85,7985         |
| CFS+Wrapper  | 88,3456        | <b>96,7157</b>        | <b>95,1348</b>     | -               |
| PCA  | 85,0368        | 84,2525               | 75,9069            | 80,5159         |

izelge 8.7: PS1-SSNR veri seti ile sınıflandırma sonuları

| <b>PS1-SSNR (Radar Sinyali Parametre Seti 1 - Srekli-SNR)</b> |              |                       |                    |                |
|--|--------------|-----------------------|--------------------|----------------|
| <b>Öznitelik Seçimi</b>  | <b>DVM</b>   | <b>Rastgele Orman</b> | <b>Naive Bayes</b> | <b>OVY</b>     |
| Yok  | <b>93,75</b> | 96,0539               | 93,125             | <b>92,1499</b> |
| CFS  | 90,5515      | 96,5319               | 93,3946            | 87,7518        |
| CFS+Wrapper  | 90,576       | <b>96,7034</b>        | <b>94,9877</b>     | -              |
| PCA  | 85,4657      | 84,3873               | 75,4167            | 81,1302        |

Parametre Seti-2 ile gerekleřtirilen sınıflandırma sonuları izelge 8.8 ve izelge 8.9’da verilmiřtir.

Çizelge 8.8: PS2-ASNR veri seti ile sınıflandırma sonuçları

| <b>PS2-ASNR (Radar Sinyali Parametre Seti 2 - Ayrık-SNR)</b> |                |                       |                    |                |
|--|----------------|-----------------------|--------------------|----------------|
| <b>Öznitelik Seçimi</b>                                      | <b>DVM</b>     | <b>Rastgele Orman</b> | <b>Naive Bayes</b> | <b>OVY</b>     |
| Yok  | <b>92,7206</b> | 96,0294               | 94,3505            | <b>91,2408</b> |
| CFS  | 89,5588        | 97,2549               | 95,7598            | 83,7346        |
| CFS+Wrapper  | 89,8407        | <b>97,4142</b>        | <b>96,5931</b>     | -              |
| PCA  | 83,8358        | 83,2475               | 71,5931            | 79,7543        |

Çizelge 8.9: PS2-SSNR veri seti ile sınıflandırma sonuçları

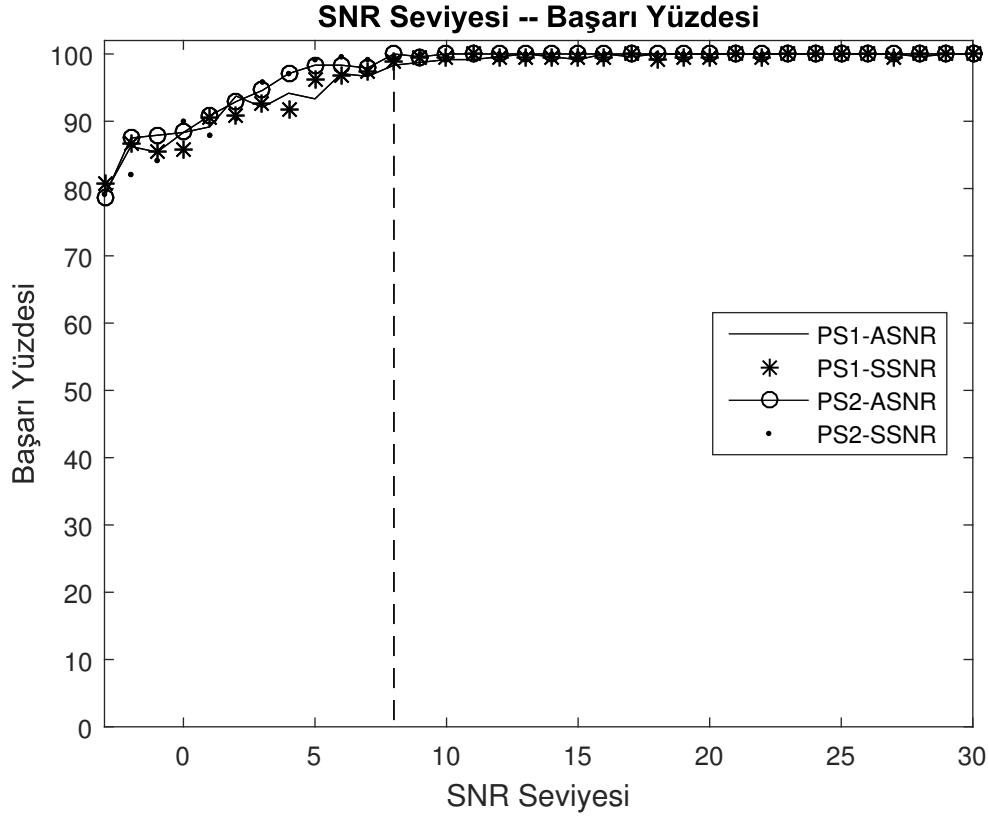
| <b>PS2-SSNR (Radar Sinyali Parametre Seti 2 - Sürekli-SNR)</b> |                |                       |                    |                |
|--|----------------|-----------------------|--------------------|----------------|
| <b>Öznitelik Seçimi</b>  | <b>DVM</b>     | <b>Rastgele Orman</b> | <b>Naive Bayes</b> | <b>OVY</b>     |
| Yok  | <b>92,8799</b> | 96,3235               | 94,6201            | <b>91,9410</b> |
| CFS  | 90,3676        | 97,0711               | 95,576             | 84,0171        |
| CFS+Wrapper  | 90,3676        | <b>97,1446</b>        | <b>96,5196</b>     | -              |
| PCA  | 83,7868        | 82,7574               | 70,8578            | 79,5823        |

DVM, Rastgele Orman ve Naive Bayes sınıflandırıcılarda, WEKA programı kullanıldığında, model oluşturma için gerekli işlem süreleri Çizelge 8.10'da verilmiştir. Ovy sınıflandırma yöntemi MATLAB programında uygulandığı için işlem süresi diğer sınıflandırma yöntemleri ile karşılaştırılmamıştır.

Çizelge 8.10: Sınıflandırıcılarda eğitim için ortalama işlem süreleri

| <b>İşlem Süreleri (Saniye)</b> |            |                       |                    |
|--------------------------------|------------|-----------------------|--------------------|
| <b>Öznitelik Seçimi</b>        | <b>DVM</b> | <b>Rastgele Orman</b> | <b>Naive Bayes</b> |
| Yok                            | 64,675     | 7,95                  | 0,9425             |
| CFS                            | 14,5375    | 3,2125                | 0,1175             |
| CFS+Wrapper                    | 13,71      | 2,605                 | 0,065              |
| PCA                            | 34,4625    | 5,205                 | 0,095              |

Şekil 8.1’de dört sınıflandırıcı arasında en yüksek başarı oranını veren Rastgele Orman sınıflandırma yönteminin, SNR Seviyesi-başarı yüzdesi grafiği verilmiştir. Veri seti CFS+Wrapper öznelik seçimi yapılarak üretilen veri setidir.



Şekil 8.1: Rastgele Orman Yöntemi SNR Seviyesi-Başarı yüzdesi grafiği

Sonuçlar değerlendirildiğinde:

- En yüksek başarı oranının Rastgele Orman yöntemi ile sağlandığı görülmektedir. Naive Bayes yöntemi çok yakın başarı oranı ile ikinci başarılı yöntem olmuştur.
- DVM ve OVY yöntemlerinde, öznelik seçimi yapılmadan yapılan testler kendi içlerinde en başarılı sonuçları vermiştir. Öznelik seçiminin ardından başarı oranları düşmüştür.
- CFS ve Wrapper yöntemleri ile yapılan öznelik seçimi sonrası başarı oranı, Rastgele Orman yönteminde yaklaşık %1, Naive Bayes yönteminde yaklaşık %2 oranında arttığı gözlenmiştir.

- Öznitelik sayısı, CFS + Wrapper hibrit öznitelik seçimi yöntemi ile 95 adetten 6-8 adede kadar düşürülmesine rağmen daha yüksek oranda başarı sağlanmış, ayrıca işlem süresi Çizelge 8.10'da görüldüğü gibi oldukça azalmıştır. Bu etkin öznitelik seçiminin yapıldığını göstermektedir.
- Yapılan testlerde Naive Bayes yöntemi işlem süresi olarak en başarılı yöntemdir. Başarı oranı olarak Rastgele Orman yönteminden ortalama yüzde 4 (CFS + Wrapper öznitelik seçimi yapılan koşullar için %1,4) daha düşük, fakat işlem hızının, ortalama 15 kat (CFS + Wrapper öznitelik seçimi yapılan koşullar için 27 kat) daha hızlı olduğu görülmektedir. SMO algoritması ile gerçekleştirilen DVM sınıflandırma yöntemi Rastgele Orman ve Naive Bayes sınıflandırıcılarına göre işlem hızı oldukça yavaş ve başarı oranı düşüktür.
- Şekil 8.1 incelendiğinde 6dB ve üzerindeki SNR seviyelerinde, %98 ve üzerinde başarı yüzdesi olduğu, 8dB SNR seviyesi üzerinde başarı yüzdesinin %100 olduğu görülmektedir.

## 9. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Literatürdeki çalışmalar ve günümüz radar elektromanyetik ortamı değerlendirildiğinde, EH sistemlerinde sadece DTK ile ayrıştırma işleminin yetersiz kaldığı görülmektedir. Ancak DTK ile ayrıştırma algoritmalarının bugüne kadar geldiği aşama, kullanım yaygınlığı ve performansları göz önüne alındığında, ilk aşama olarak toplanan radar sinyallerini ayrıştırma işleminde kullanılmaya devam etmesi gerektiği düşünülmektedir. Radar sinyallerinin ayrıştırılmasında belirsizlik durumu ortaya çıktığında, ikinci aşama olarak, IMOP temelli radar sinyallerinin öznitelikleri üretilerek, eğitici sınıflandırıcıların kullanılabileceği ve başarılı sonuçlar elde edilebileceği bu çalışma ile görülmektedir.

Bu tez çalışmasında, radar sinyallerini temsil etmede hangi özniteliklerin etkili olduğu ve bu özniteliklerin hangi sınıflandırıcılarda başarılı olduğu görülmüştür. Böylece hangi tip radar sinyallerinin hangi öznitelikler ve hangi sınıflandırıcılar ile daha başarılı bir şekilde tespit edileceğine karar verilebilecektir.

Bu çalışmada daha önce kullanılmamış özgün sayıda öznitelikler türetilmiş ve bunlardan öznitelik seçimi yapılmıştır. Türetilen özniteliklerin hepsi veya seçilen bir kısmı kullanılarak, 4 farklı sınıflandırma yöntemi ile denemeler yapılmıştır. Rastgele Orman ve Naive Bayes yöntemleri kullanılarak, 6 dB SNR seviyesi ve üzerindeki radar sinyalleri için %98 ve üzerinde başarı oranı elde edilmiştir. Üretilen 95 adet öznitelik, CFS ve Wrapper yöntemleri kullanılarak, 6 adede kadar düşürülmüştür. Öznitelik sayısının düşürülmesine rağmen Rastgele Orman ve Naive Bayes yöntemleri ile yapılan testlerde %0.5-2 oranında başarıım yüzdesi artmıştır. Bu sayede öznitelik seçimi, sınıflandırıcı eğitimi ve test süreleri oldukça kısaltılmıştır. En başarılı sınıflandırma oranlarını, Rastgele Orman yöntemi vermiştir. Naive Bayes yöntemi Rastgele Orman yöntemine göre %1 daha düşük başarı oranında fakat daha kısa işlem süresi ile başarılı sonuçlar vermiştir. OVY ve DVM yöntemlerinin sonuçları tüm öznitelikler ile yapılan testlerde % 92 seviyelerinde kalmış, öznitelik seçimi ile daha da düşmüştür. Literatürdeki çalışmada (Lundén ve Koivunen, 2007), öznitelik spesifik bir MLP sınıflandırıcı tasarlayarak 6dB ve üzerinde %99 başarı elde edilmiştir. Yapılan bu çalışmada spesifik bir sınıflandırıcıya gerek kalmadan Rastgele Orman ve Naive Bayes yöntemleri ile yakın sonuçlar elde edilmiştir.

Bu tez çalışmasında kullanılan sınıflandırıcıların performansı ve başarısı, farklı ayırt edici özniteliklerin türetilmesi ile artacaktır. Ayrıca bu tez çalışmasında kullanılan öznitelikler ve sınıflandırıcılar, UMOP temelli radar sinyallerinin sınıflandırılması çalışmalarında da kullanılabilir.

## KAYNAKLAR DİZİNİ

- Ata'a, AW ve SN Abdullah (). "Deinterleaving of radar signals and PRF identification algorithms". **in:** *IET Radar, Sonar & Navigation* 1.5, **pages** 340–347.
- Benmessai, K, PY Bourgeois, Y Kersalé, N Bazin, ME Tobar, JG Hartnett, M Oxborrow ve V Giordano (). "Frequency instability measurement system of cryogenic maser oscillator". **in:** *Electronics Letters* 43.25, **page** 1.
- Breiman, Leo (). "Random forests". **in:** *Machine learning* 45.1, **pages** 5–32.
- Curtin, Mike ve Paul O'brien (). "Phase-locked loops for high-frequency receivers and transmitters—Part 2". **in:** *Analog Dialogue* 33.5, **pages** 1–4.
- De Martino, Andrea (). *Introduction to modern EW systems*. Artech House.
- Dehghan, Mehdi ve Karim Faez (). "Farsi handwritten character recognition with moment invariants". **in:** *Digital Signal Processing Proceedings, 1997. DSP 97., 1997 13th International Conference on.* **volume** 2. IEEE, **pages** 507–510.
- Dougherty, James, Ron Kohavi, Mehran Sahami **and others** (). "Supervised and unsupervised discretization of continuous features". **in:** *Machine learning: proceedings of the twelfth international conference.* **volume** 12, **pages** 194–202.
- Duda, Richard O ve Peter E Hart (). *Pattern classification*. John Wiley & Sons.
- Gaudreau, Marcel PJ, Jeffrey A Casey, J Michael Mulvaney ve Michael A Kempkes (). "Solid state radar modulators". **in:** *Power Modulator Symposium, 2000. Conference Record of the 2000 Twenty-Fourth International.* IEEE, **pages** 196–199.
- Grossmann, Alexander ve Jean Morlet (). "Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape". **in:** *SIAM journal on mathematical analysis* 15.4, **pages** 723–736.
- Langley, Lawrence E (). "Specific emitter identification (SEI) and classical parameter fusion technology". **in:** *WESCON/93. Conference Record, IEEE,* **pages** 377–381.

### KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Gülmezoglu, M Bilginer, Vakıf Dzhafarov, Mustafa Keskin ve Atalay Barkana (). “A novel approach to isolated word recognition”. **in: *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing* 7.6, pages 620–628.**
- Gülmezoglu, M.Bilginer, Vakıf Dzhafarov ve Atalay Barkana (). “The common vector approach and its relation to principal component analysis”. **in: *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing* 9.6, pages 655–662.**
- Gülmezoğlu, M.Bilginer, Vakıf Dzhafarov, Rifat Edizkan ve Atalay Barkana (). “The common vector approach and its comparison with other subspace methods in case of sufficient data”. **in: *Computer Speech & Language* 21.2, pages 266–281.**
- Gülmezoğlu, M.Bilginer ve Semih Ergin (). “An approach for bearing fault detection in electrical motors”. **in: *European Transactions on Electrical Power* 17.6, pages 628–641.**
- Günel, Serkan (). “Hybrid feature selection for text classification”. **in: *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences* 20.Sup. 2, pages 1296–1311.**
- Hall, Mark A (). “Correlation-based feature selection for machine learning”. phdthesis. The University of Waikato.
- Kawalec, A ve R Owczarek (). “Radar emitter recognition using intrapulse data”. **in: *Microwaves, Radar and Wireless Communications, 2004. MIKON-2004. 15th International Conference on. volume 2. IEEE, pages 435–438.***
- Kohavi, Ron ve George H John (). “Wrappers for feature subset selection”. **in: *Artificial intelligence* 97.1, pages 273–324.**
- Li, Lin, Hongbing Ji ve Lei Wang (). “Specific radar emitter recognition based on wavelet packet transform and probabilistic SVM”. **in: *Information and Automation, 2009. ICIA'09. International Conference on. IEEE, pages 1308–1313.***
- Lundén, Jarmo ve Visa Koivunen (). “Automatic radar waveform recognition”. **in: *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing* 1.1, pages 124–136.**

### KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Matuszewski, Jan (). “Specific emitter identification”. **in:** *2008 International Radar Symposium*. IEEE, **pages** 1–4.
- Nandi, Asoke K ve Elsayed Elsayed Azzouz (). “Algorithms for automatic modulation recognition of communication signals”. **in:** *IEEE Transactions on communications* 46.4, **pages** 431–436.
- Pace, Phillip E (). *Detecting and classifying low probability of intercept radar*. Artech House.
- Platt, John C (). “Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization”. **in:** *Advances in kernel methods*, **pages** 185–208.
- Richards, Mark A (). *Fundamentals of radar signal processing*. Tata McGraw-Hill Education.
- Richards, Mark A, James A Scheer ve William A Holm (). *Principles of modern radar*. Citeseer.
- Singh, Chandan, Ekta Walia, Rahul Upneja **and others** (). “Analysis of algorithms for fast computation of pseudo Zernike moments and their numerical stability”. **in:** *Digital Signal Processing* 22.6, **pages** 1031–1043.
- Swiercz, E (). “Automatic classification of LFM signals for radar emitter recognition using wavelet decomposition and LVQ classifier”. **in:** *Acta Phys. Pol. A* 119, **pages** 488–494.
- Ting, Chen, Guo Wei ve Shen Bing (). “A new radar emitter recognition method based on pulse sample figure”. **in:** *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD), 2011 Eighth International Conference on*. **volume** 3. IEEE, **pages** 1902–1905.
- Vapnik, Vladimir Naumovich (). *Statistical learning theory*. Wiley New York.
- (). *The nature of statistical learning theory*. Springer New York.

**KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)**

Wikipedi (). *Weka* — *Wikipedi, Özgür Ansiklopedi*. [Online; accessed 13-Temmuz-2016].

URL:

<http://tr.wikipedia.org/w/index.php?title=Weka&oldid=17089271>.

Yu, Zhibin, Chunxia Chen ve Weidong Jin (). “Radar signal automatic classification based on pca”. **in**: *2009 WRI Global Congress on Intelligent Systems*. **volume 3**. IEEE, **pages 216–220**.

