

**OTOMATİK ANALOG KİPLENİM TANIMA
ALGORİTMALARININ BİR YAZILIM TANIMLI TELSİZ
ÜZERİNDE GERÇEKLENMESİ**

**IMPLEMENTATION OF AUTOMATIC ANALOG
MODULATION RECOGNITION ALGORITHMS ON A
SOFTWARE DEFINED RADIO**

MEHMET KABASAKAL

Hacettepe Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim – Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin

ELEKTRİK ve ELEKTRONİK Mühendisliği Anabilim Dalı İçin Öngördüğü

YÜKSEK LİSANS TEZİ

olarak hazırlanmıştır.

2011

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğü'ne,

Bu çalışma jürimiz tarafından **ELEKTRİK ve ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI 'nda YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Başkan :.....(İmza).....
Doç. Dr. Atila Yılmaz

Uye (Danışman) :.....(İmza).....
Doç. Dr. Cenk Toker

Üye :.....(İmza).....
Doç. Dr. Emre Aktaş

Üye :.....(İmza).....
Yrd. Doç. Dr. Özgür Ertuğ

Üye :.....(İmza).....
Yrd. Doç. Dr. Umut Sezen

ONAY

Bu tez Hacettepe Üniversitesi Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliği'nin ilgili maddeleri uyarınca yukarıdaki jüri üyeleri tarafından/...../..... tarihinde uygun görülmüş ve Enstitü Yönetim Kurulunca/...../..... tarihinde kabul edilmiştir.

Prof.Dr. Adil Denizli
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

OTOMATİK ANALOG KİPLENİM TANIMA ALGORİTMALARININ BİR YAZILIM TANIMLI TELSİZ ÜZERİNDE GERÇEKLENMESİ

Mehmet Kabasakal

ÖZ

Algılanan sinyallerin kiplenim tipinin otomatik olarak belirlenmesi, sinyal algılama ve kipçözme işlemleri arasındaki ara basamaktır. Gönderilen sinyal hakkında herhangi bir ön bilgi olmaksızın kiplenim tipinin belirlenmesi zor bir işlemdir. Bir de almaç tarafında, sinyal gücü, taşıyıcı frekansı, faz ötelemesi gibi bilinmeyenler olduğu düşünülürken bu işlem daha da zor bir hal alır. Geliştirilen kiplenim tanıyıcılar temel olarak iki gruba ayrılır. Olabilirlik tabanlı sınıflandırıcılar ve öznitelik tabanlı sınıflandırıcılar. Olabilirlik tabanlı sınıflandırıcılar matematiksel olarak eniyi çözümü sunarlar ancak işlemsel karmaşıklıkları yüksektir. Bu nedenle düşük işlem karmaşıklığı ve eniyiye yakın çözümü sunan öznitelik tabanlı sınıflandırıcılar geliştirilmiştir. Öznitelik tabanlı sınıflandırma, öznitelik çıkarma ve karar verme basamaklarından oluşur. Karar verme aşamasında ise karar ağacı, enküçük uzaklık sınıflandırıcılar, destek vektör makinaları ve sinir ağları kullanılan yapılardır.

Bu tez çalışmasında, AM, DSB, LSB, USB ve FM gibi analog kiplenim türleri için öznitelik tabanlı bir kiplenim sınıflandırıcı geliştirilmiştir. Sinyalin anlık faz, anlık genlik ve izge özellikleri öznitelik hesaplamak amacıyla kullanılmış ve karar aşamasında karar ağacı, enküçük uzaklık sınıflandırıcı ve destek vektör makinalarından yararlanılmıştır. Geliştirilen otomatik kiplenim sınıflandırıcılar için öncelikle Matlab ortamında benzetim çalışmaları yapılmış ve elde edilen sonuçlar raporlanmıştır. Sonraki aşamada ise karar ağacı yapısında geliştirilen otomatik kiplenim sınıflandırıcı bir yazılım tanımlı telsiz platformu olan USRP üzerinde gerçekleştirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Otomatik Kiplenim Sınıflandırma, AM, DSB, LSB, USB, FM, Yazılım Tanımlı Telsiz, USRP, karar ağacı, enküçük uzaklık sınıflandırıcı, destek vektör makinaları.

Danışman: Doç. Dr. Cenk Toker, Hacettepe Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü.

IMPLEMENTATION OF ANALOG MODULATION RECOGNITION ALGORITHMS ON A SOFTWARE DEFINED RADIO

Mehmet Kabasakal

ABSTRACT

Automatic modulation recognition of intercepted signals is the intermediate step between signal detection and demodulation. Recognition of the modulation type is a challenging task without a priori information about the transmitted signal. In addition to this, there are many unknowns at the receiver side, i.e signal power, carrier frequency, phase offset etc. that make this process harder. Developed modulation classifiers can be grouped as Likelihood Based Classifiers and Key Feature Based classifiers. Likelihood based classifiers give the optimum solution but with high complexity. That's why key feature based classifiers that have low computational complexity and nearly optimum solution are developed. Key feature based classification involves the key feature extraction and decision steps. At the decision step, decision trees, minimum distance classifiers, support vector machines and neural networks are the structures that may be used.

In this thesis, a key feature based modulation classifier is developed for the analog modulations AM, DSB, LSB, USB, FM. Instantaneous magnitude, instantaneous phase and spectrum of the signal are used for the calculation of the key features. At the decision step we used decision tree, minimum distance classifier and support vector machines. Firstly the developed modulation classifiers are simulated on Matlab and the results are reported. At the next step the decision tree modulation classifier is implemented on a software defined radio platform USRP.

Keywords: Automatic Modulation Classification, AM, DSB, LSB, USB, FM, Software Defined Radio, USRP, decision tree, minimum distance classifier, support vector machines.

Advisor: Assoc. Prof. Cenk Toker, Hacettepe University, Department of Electrical and Electronics Engineering.

TEŞEKKÜR

Bu çalışmaya verdiği destek ve yönlendirmelerinden ötürü tez danışmanım Sayın Doç. Dr. Cenk Toker'e,

Katkılarından dolayı değerli jüri üyelerine,

Hayatımın her alanında arkamda olduklarını hissettiren anneme, babama ve ablama,

Destek ve katkılarından dolayı okul ve iş arkadaşlarıma,

Varlığıyla kendimi her zaman iyi hissetmemi sağlayan Kübra'ya teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER DİZİNİ

Sayfa

1. GİRİŞ.....	1
2. İNCELENEN KİPLENİM TÜRLERİ	4
3. OTOMATİK KİPLENİM SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ	18
3.1 Olabilirlik Tabanlı Sınıflandırma	18
3.1.1 ALRT (Ortalama Olabilirlik Oranı Testi)	18
3.1.2 GLRT (Genelleştirilmiş Olabilirlik Oranı Testi)	19
3.1.3 HLRT (Hibrit Olabilirlik Oranı Testi)	19
3.2 Öznitelik Tabanlı Sınıflandırma	19
3.2.1 Karar Ağacı Yapıları	19
3.2.2 Enküçük Uzaklık Sınıflandırıcılar	20
3.2.3 Destek Vektör Makinaları	20
3.2.4 Sinir Ağları	21
4. ANALOG KİPLENİM SINIFLANDIRMA.....	22
4.1 Analog Kiplenim Sınıflandırma Alanında Yapılmış Çalışmalar	22
4.2 Kullanılan Öznitelikler	26
4.3 Karar Ağacı.....	29
4.3.1 Eşik Değer Belirleme.....	31
4.4 Enküçük Uzaklık Sınıflandırıcı	33
4.5 Destek Vektör Makinaları	37
4.5.1 Doğrusal Ayrılabilen Veriler için DVM	37
4.5.2 Doğrusal Ayrılamayan Veriler için DVM.....	38
5. BENZETİM ÇALIŞMALARI	40
5.1 Referans Sinyal Üretme	40
5.2 Kiplenim İndekslerini Hesaplama.....	41
5.3 Gürültü Sinyali ve SNR Hesabı	42
5.4 Öznitelik - SNR İlişkisi.....	42
5.5 Referans Sinyalden Elde Edilen Öznitelikler	45
5.6 Alıcı İşletim Karakteristiği	54
5.7 Başarım Sonuçları	59

6. USRP Düzeneđi ve Düzenekten Elde Edilen Sonular	67
6.1 Yazılım Tanımlı Telsiz.....	67
6.2 USRP Düzeneđi.....	68
6.2.1 Gönderici Alt Sistemi.....	69
6.2.2 Alıcı Alt Sistemi	69
6.3 Gereklenen Otomatik Kiplenim Sınıflandırıcı	70
6.4 Deneysel Sonular	72
7. SONU ve DEĞERLENDİRMELELER	92
KAYNAKLAR.....	94
EKLER.....	98
EK. 1 YAZILIM TANIMLI TELSİZ ve USRP PLATFORMU	98
EK. 2 USRP ÜZERİNDE KİPLENİM OLUŞTURMA, ÖZNİTELİK HESAPLAMA, YAŞANAN PROBLEMLER ve ÇÖZÜMLERİ	109

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 1.1 Manuel kiplenim sınıflandırma sistemi.....	1
Şekil 1.2 Kipçözücü bankası ve karar algoritması kullanan bir sınıflandırıcı	2
Şekil 2.1 Analitik sinyal elde etmek için kullanılan transfer fonksiyonu.....	5
Şekil 2.2 AM kiplenim parametreleri.....	13
Şekil 2.3 DSB kiplenim parametreleri.....	14
Şekil 2.4 LSB kiplenim parametreleri	15
Şekil 2.5 USB kiplenim parametreleri.....	16
Şekil 2.6 FM kiplenim parametreleri	17
Şekil 4.1 Kiplenim sınıflandırmada kullanılan karar ağacı	30
Şekil 4.2 A ve B'nin olasılık yoğunluk ve maliyet işlevleri	32
Şekil 4.3 C ve D'nin olasılık yoğunluk ve maliyet işlevleri.....	33
Şekil 4.4 Değişimleri eşit referans kümeleri	34
Şekil 4.5 Değişimleri farklı referans kümeleri	35
Şekil 4.6 A ve B kümeleri değişimlere göre düzelendikten sonra	36
Şekil 5.1 γ_{max} özniteliğinin SNR'a bağlı değişimi	43
Şekil 5.2 σ_{dp} özniteliğinin SNR'a bağlı değişimi	44
Şekil 5.3 P özniteliğinin SNR'a bağlı değişimi	45
Şekil 5.4 SNR = 30 dB için özniteliklerin dağılımı ve maliyetleri	47
Şekil 5.5 SNR = 30 dB için özniteliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi.....	47
Şekil 5.6 SNR = 25 dB için özniteliklerin dağılımı ve maliyetleri	48
Şekil 5.7 SNR = 25 dB için özniteliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi.....	48
Şekil 5.8 SNR = 20 dB için özniteliklerin dağılımı ve maliyetleri	49
Şekil 5.9 SNR = 20 dB için özniteliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi.....	49
Şekil 5.10 SNR = 15 dB için özniteliklerin dağılımı ve maliyetleri.....	50
Şekil 5.11 SNR = 15 dB için özniteliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi.....	50
Şekil 5.12 SNR = 10 dB için özniteliklerin dağılımı ve maliyetleri.....	51
Şekil 5.13 SNR = 10 dB için özniteliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi.....	51
Şekil 5.14 SNR = 5 dB için özniteliklerin dağılımı ve maliyetleri	52
Şekil 5.15 SNR = 5 dB için özniteliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi.....	52
Şekil 5.16 SNR = 0 dB için özniteliklerin dağılımı ve maliyetleri	53
Şekil 5.17 SNR = 0 dB için özniteliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi.....	53
Şekil 5.18 A ve B'nin olasılık yoğunluk işlevleri	55
Şekil 5.19 d uzaklığına bağlı ROC eğrileri.....	56
Şekil 5.20 σ_{dp} özniteliği için elde edilen ROC eğrisi.....	57
Şekil 5.21 γ_{max} özniteliği için elde edilen ROC eğrisi	58
Şekil 5.22 P özniteliği için elde edilen ROC eğrisi	59
Şekil 5.23 KAS, EUS ve DVM algılama ve yanlış kabul kararları	66
Şekil 6.1 Yazılım tanımlı telsiz mimarisi.....	67
Şekil 6.2 DeneySEL düzenek	68
Şekil 6.3 USRP düzeneğinden elde edilen AM kiplenim parametreleri	72
Şekil 6.4 USRP düzeneğinden elde edilen DSB kiplenim parametreleri	73

Şekil 6.5 USRP düzeneğinden elde edilen LSB kiplenim parametreleri.....	74
Şekil 6.6 USRP düzeneğinden elde edilen USB kiplenim parametreleri.....	75
Şekil 6.7 USRP düzeneğinden elde edilen FM kiplenim parametreleri.....	76
Şekil 6.8 SNR = 20 dB için özniteliklerin dağılımı.....	77
Şekil 6.9 SNR = 15 dB için özniteliklerin dağılımı.....	78
Şekil 6.10 SNR = 10 dB için özniteliklerin dağılımı	79
Şekil 6.11 SNR = 5 dB için özniteliklerin dağılımı.....	79
Şekil 6.12 SNR = 0 dB için özniteliklerin dağılımı.....	80
Şekil 6.13 SNR = 20 dB iken σ_{dp} 'nin dağılımı ve maliyet işlevi	81
Şekil 6.14 SNR = 20 dB iken γ_{max} 'ın dağılımı ve maliyet işlevi	82
Şekil 6.15 SNR = 20 dB iken P'nin dağılımı ve maliyet işlevi	82
Şekil 6.16 SNR = 15 dB iken σ_{dp} 'nin dağılımı ve maliyet işlevi	83
Şekil 6.17 SNR = 15 dB iken γ_{max} 'ın dağılımı ve maliyet işlevi	83
Şekil 6.18 SNR = 15 dB iken P'nin dağılımı ve maliyet işlevi	84
Şekil 6.19 SNR = 10 dB iken σ_{dp} 'nin dağılımı ve maliyet işlevi	84
Şekil 6.20 SNR = 10 dB iken γ_{max} 'ın dağılımı ve maliyet işlevi	85
Şekil 6.21 SNR = 10 dB iken P'nin dağılımı ve maliyet işlevi	85
Şekil 6.22 USRP düzeneğinden σ_{dp} için elde edilen ROC eğrileri.....	86
Şekil 6.23 USRP düzeneğinden γ_{max} için elde edilen ROC eğrileri	87
Şekil 6.24 USRP düzeneğinden P için elde edilen ROC eğrileri	87
Şekil E.1 USRP Ana Birimleri	99
Şekil E.2 GNURadio Bileşenleri Blok Diyagramı	100
Şekil E.3 RFX 1800 Yardımcı Kartı	104
Şekil E.4 USRP Ana Kartı	105
Şekil E.5 USRP Sinyal Alma Yolundaki DDC ve Örnek Eksiltme Basamakları.....	106
Şekil E.6 Sinyal Gönderme Yolundaki DUC Basamağı.....	107
Şekil E.7 USRP Sinyal Alma ve Gönderme Yolları	107
Şekil E.8 GRC kullanılarak yapılmış bir FM Radyo alıcısı	108
Şekil E.9 GRC ile AM kipleme	109
Şekil E.10 GRC ile DSB Kipleme	110
Şekil E.11 GRC ile LSB Kipleme.....	110
Şekil E.12 GRC ile USB Kipleme	111
Şekil E.13 GRC ile FM Kipleme	112
Şekil E.14 Alıcıda kullanılan kiplenim sınıflandırıcı	113
Şekil E.15 AM Kiplenim için Faz Verisi ve Eğri Uydurma Sonucu	116
Şekil E.16 Eğri Uydurma Sonucu Oluşan Artık Miktarı.....	117
Şekil E.17 AM Kiplenim için Faz Verisi ve Eğri Uydurma Sonucu	118
Şekil E.18 Eğri Uydurma Sonucu Oluşan Artık Miktarı.....	118

ÇİZELGELER DİZİNİ

Sayfa

Çizelge 5.1 Benzetim çalışmalarında karar ağacı için kullanılan eşik değerler	60
Çizelge 5.2 SNR = 30 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi.....	60
Çizelge 5.3 SNR = 25 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi.....	61
Çizelge 5.4 SNR = 20 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi.....	61
Çizelge 5.5 SNR = 15 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi.....	62
Çizelge 5.6 SNR = 10 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi.....	62
Çizelge 5.7 SNR = 5 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi.....	63
Çizelge 5.8 SNR = 0 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi.....	63
Çizelge 6.1 USRP ve Matlab kullanılarak belirlenen eşik değerler.....	88
Çizelge 6.2 SNR = 20 dB için benzetim sonucu oluşan karıştırma matrisi	88
Çizelge 6.3 SNR = 20dB için USRP’de gerçekleştirilen sınıflandırıcı karıştırma matrisi	89
Çizelge 6.4 SNR = 15 dB için benzetim sonucu oluşan karıştırma matrisi	89
Çizelge 6.5 SNR = 15dB için USRP’de gerçekleştirilen sınıflandırıcı karıştırma matrisi	89
Çizelge 6.6 SNR = 10 dB için benzetim sonucu oluşan karıştırma matrisi	89
Çizelge 6.7 SNR = 10dB için USRP’de gerçekleştirilen sınıflandırıcı karıştırma matrisi	89
Çizelge 6.8 SNR = 5 dB için benzetim sonucu oluşan karıştırma matrisi.....	90
Çizelge 6.9 SNR = 5 dB için USRP’de gerçekleştirilen sınıflandırıcı karıştırma matrisi.....	90
Çizelge 6.10 SNR = 0 dB için Benzetim Sonucu Oluşan Karıştırma Matrisi.....	90
Çizelge 6.11 SNR = 0dB için USRP’de gerçekleştirilen sınıflandırıcı karıştırma matrisi	90
Çizelge E.1 Ettus Research Tarafından Üretilen Yardımcı Kartlar (07.09.2011 tarihinde güncellenmiştir.).....	103

KISALTMALAR DİZİNİ

ADC	: Analog Digital Converter
ALRT	: Average Likelihood Ratio Test
AM	: Amplitude Modulation
AWGN	: Additive White Gaussian Noise
COMINT	: Communication Intelligence
CORDIC	: Coordinate Rotation Digital Computer
CSD	: Cyclic Spectral Density
CW	: Continuous Wave
DAC	: Digital Analog Converter
DDC	: Digital Down Converter
DDS	: Direct Digital Synthesizer
DFT	: Discrete Fourier Transform
DSB	: Double Side Band
DUC	: Digital Up Converter
DVM	: Destek Vektör Makinası
EUS	: Enküçük Uzaklık Sınıflandırıcı
FFT	: Fast Fourier Transform
FM	: Frequency Modulation
FPGA	: Field Programmable Gate Array
GLRT	: Generalized Likelihood Ratio Test
GNU	: GNU is Not Unix
GRC	: GNURadio Companion

HLRT	: Hybrid Likelihood Ratio Test
KAS	: Karar Ağacı Sınıflandırıcı
LSB	: Lower Side Band
NCO	: Numerically Controlled Oscillator
OKS	: Otomatik Kiplenim Sınıflandırma
pdf	: probability density function
PSD	: Power Spectral Density
RF	: Radio Frequency
SDR	: Software Defined Radio
SNR	: Signal to Noise Ratio
SSB	: Single Side Band
SVM	: Support Vector Machine
SWIG	: Simplified Wrapper and Interface Generator
USB	: Upper Side Band
USB 2.0	: Universal Serial Buses
USRP	: Universal Software Defined Radio Peripheral
VSF	: Vestigial Side Band
YTT	: Yazılım Tanımlı Telsiz

SÖZLÜK DİZİNİ

Algılama	: Detection
Alıcı	: Receiver
Altsistem	: Subsystem
Aykırı değer	: Outlier
Başarım	: Performance
Benzetim	: Simulation
Bileşen	: Component
Bölüt	: Segment
Dalgabiçimi	: Waveform
Değişinti	: Variance
Deinterleaving	: Ayrıştırma
Devrik	: Transpose
Dizi	: Sequence
Dördün evreli	: Quadrature
Düzgelemek	: Normalize
Eğilim	: Bias
Elcil	: Manual
Enküçültme	: Minimize
Enuygun	: Optimum
Eşevreli	: In-phase
Eşik	: Threshold
Eşzamanlı	: Synchronous

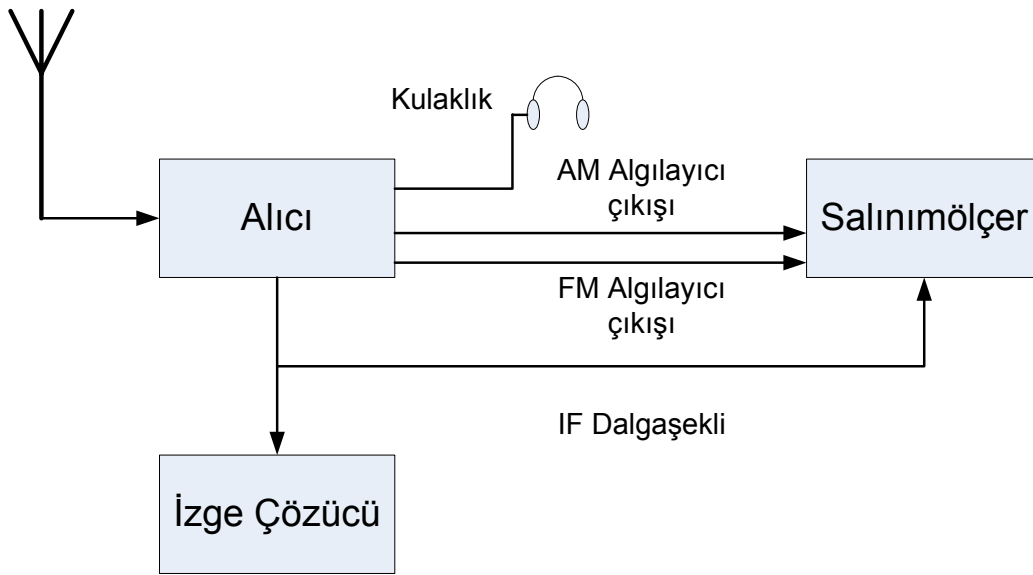
Faz	: Phase
Frekans	: Frequency
Genlik	: Amplitude
Gerekirci	: Deterministic
Giriřim	: Inteference
Gönderici	: Transmitter
Hiperdüzlem	: Hyperplane
İletim	: Transmission
İlinti	: Correlation
İřlemci	: Processor
İřlev	: Function
İzge	: Spectrum
İzge Çözücü	: Spectrum Analyzer
Karmařık Zarf	: Complex Envelope
Karmařıklık	: Complexity
Katar	: Stream
Kipçözücü	: Demodulator
Kipçözüm	: Demodulation
Kiplenim	: Modulation
Maliyet	: Cost
Merkezi	: Centred
Olabilirlik	: Likelihood

Ön kat	: Front End
Örnekleme	: Sampling
Öteleme	: Offset
Öznitelik	: Key Feature
Salınım Ölçer	: Oscilloscope
Serpiştirme	: Interleaving
Sönümlenme	: Fading
Tümlev	: Integral
Veri	: Data
Yanlış Kabul	: False Alarm

1. GİRİŞ

Günümüzde, farklı kiplenim türlerindeki iletişim sinyalleri oldukça geniş bir izge alanını kapsar. Birçok uygulama için bu sinyallerin tanımlanması ve gözlemlenmesi gerekir. Bu uygulamalardan bazıları sivil bazıları ise askeri amaçlı uygulamalardır. Sivil uygulamalar genellikle girişim belirleme ve izge yönetimi amacıyla, askeri uygulamalar ise elektronik harp, izleme ve tehdit analizi amacıyla kullanılırlar.

Halen kullanılmakta olan çoğu iletişim istihbarat sistemlerinde (COMINT), algılanan sinyalden elde edilen parametrelerin çözülerek, kiplenim sınıflandırma işleminin yapılması için işletmen yorumuna ihtiyaç duyulmaktadır. Bu işleme, manuel(elcil) kiplenim sınıflandırma işlemi adı verilmiştir. Manuel kiplenim sınıflandırma işleminde kullanılan araçlar Şekil 1.1’de verilmiştir [1].

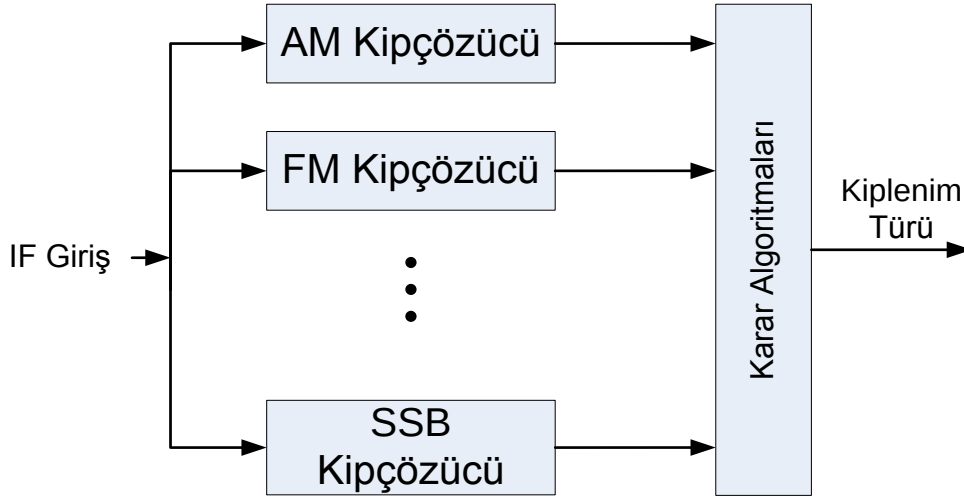


Şekil 1.1 Manuel kiplenim sınıflandırma sistemi

Manuel kiplenim sınıflandırma işleminde anten ile alınan sinyal genel amaçlı bir almaç ile kipçözüm işleminden geçirilerek, sinyalin anlık genlik, anlık frekans ve anlık spektrum verileri elde edilir. Bu verilerden anlık genlik AM algılayıcıdan, anlık frekans FM algılayıcıdan, spektrum verisi ise İzge Çözücü çıkışından alınır. Bu verileri bir bütün halinde izleyen bir işletmen elde edilen veriler ışığında kiplenim sınıflandırma işlemini yapar. Sınıflandırma işleminde bazı durumlarda tecrübeli bir

işletmen yardımıyla kulaklıklardan kipçözümlü sinyal dinlenerek, kiplenim sınıflandırma işlemi daha etkin bir şekilde yapılabilir. Ancak bu yöntem kullanılarak yapılan kiplenim sınıflandırma işlemi, işletmen yorumuna fazlasıyla bağlıdır. Bu bağımlılığı azaltmak veya ortadan kaldırmak için otomatik kiplenim sınıflandırma sistemleri geliştirme gerekliliği doğmuştur.

İlk olarak geliştirilen Yarı-Otomatik Kiplenim Sınıflandırıcılar, sınıflandırılacak kiplenim türü sayısı kadar kipçözücülerden oluşan kipçözme bankalarını kullanarak sınıflandırma işlemini gerçekleştirmişlerdir. Bu tür sistemlerde sistem başındaki bir işletmen her bir kipçözücünün çıkışını dinleyerek doğru kiplenim türü kararını vermiştir. Ancak bu tür sınıflandırıcılarda uzun sinyal inceleme süreleri ve tecrübeli işletmen ihtiyacı sistemin performansını olumsuz yönde etkileyen etmenlerdir. Daha sonrasında kipçözücü çıktıları Şekil 1.2’de gösterildiği gibi bir grup akıllı karar algoritması ile sınıflandırılmaya çalışılmıştır. Ancak bu yöntemde de oldukça karmaşık sınıflandırıcılar ve büyük işlem yükleriyle karşılaşmıştır. Ayrıca bu tür sistemlerin sınıflandırma kapasiteleri kipçözücü sayısına bağlı olduğu için oldukça kısıtlı kalmıştır [1].



Şekil 1.2 Kipçözücü bankası ve karar algoritması kullanan bir sınıflandırıcı

Otomatik Kiplenim Sınıflandırma, manuel kiplenim sınıflandırmaya kıyasla çok daha etkin bir çözümdür. Algılanan sinyalden elde edilen parametreler farklı

kiplenim türlerini birbirinden ayıracak şekilde ayrıştırılarak sınıflandırma işleminde kullanılırlar. Sisteme eklenecek enerji bulucu ve yön bulucu sistemleri ile birlikte almacın verimliliği ve frekans bandında meydana gelen değişiklikleri görüntüleme yeteneği arttırılabilir [1]. Bu nedenle yeni nesil elektronik destek sistemlerinde işletmenlerin yerini gelişmiş elektronik sistemler almıştır. İşletmenlerin yerini alan sistemlerde aranan en büyük özellik kolay yapılandırılabilir olmalarıdır. Çünkü bu sistemlerden algılanan sinyal ile ilgili birden çok işlevi yerine getirmeleri beklenir. Bu sebeple yeni nesil otomatik kiplenim sınıflandırma sistemlerinde yazılım tabanlı telsiz mimarileri kullanılmaya başlanmıştır.

Bu tez çalışmasında AM, DSB, LSB, USB ve FM kiplenimli sinyaller için literatürde yer alan karar ağacı, enküçük uzaklık sınıflandırıcı (EUS) ve destek vektör makinaları (DVM) sınıflandırma yöntemlerinin öncelikle Matlab ortamında benzetim çalışmaları ile doğrulukları sınanmış daha sonrasında ise uygulama kolaylığı nedeniyle karar ağacı sınıflandırıcı, bir yazılım tanımlı telsiz platformu olan USRP üzerinde gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçlar benzetim çalışmalarındaki sonuçlarla karşılaştırılmıştır.

2. İNCELENEN KIPLENİM TÜRLERİ

Otomatik Kiplenim Sınıflandırma işlemi, Bölüm 1'de bahsedildiği üzere algılanan sinyale ait anlık genlik, anlık frekans, anlık faz gibi bazı özellikler kullanılarak hesaplanan parametrelerin sınıflandırılmasına dayanır. Bu bölümde öncelikle algılanan sinyali incelerken kullanılan matematiksel yöntemlerden bahsedilecek daha sonra ise incelenen analog kiplenim türleri için sınıflandırma işleminde kullanılan parametrelerin nasıl elde edildiğine yer verilecektir.

Geniş bantlı sinyallerin işlenebilmesi için yüksek örnekleme hızlarına ihtiyaç duyulmaktadır. Yüksek hızda örnekleme, hızlı işlemcileri ve yüksek hafıza alanlarını beraberinde getirir. Algılanan verinin gerçek zamanlı işlenebilmesi için, sinyal ile ilgili yapılacak işlemin, yeni veri gelmeden tamamlanması gerekir. Bu durum yüksek örnekleme hızlarında, işlem yapmak için ayrılan sürenin kısalması anlamına gelir. Bu nedenle örnekleme hızını düşürmek için, sinyaller mümkün olduğunca küçük frekans bant genişliği ile gösterilmeye çalışılırlar [1]. Tüm gerçek sinyaller, hem negatif hem de pozitif frekans eksenlerinde birbirlerinin simetriği olan bileşenleri barındırırlar. Eğer $x(t)$ sinyali gerçek bir sinyal ise, $X(f) = X^*(-f)$ Hermitian simetri özelliğinden, tüm sinyal içeriği sinyal spektrumunun bir yarısından elde edilebilir. Bu sayede herhangi bir gerçek sinyal, matematiksel olarak yalnızca spektrumun yarısı ile gösterilebilir. Bu gösterim şekline analitik gösterim adı verilir. Analitik sinyaller şu şekilde ifade edilebilir.

$$z(t) = x(t) + jy(t) \quad (2.1)$$

Burada $z(t)$ analitik sinyali, $x(t)$ gerçek sinyali, $y(t)$ ise $x(t)$ gerçeğin Hilbert Dönüşümünü ifade etmek için kullanılır. Bir sinyalin Hilbert Dönüşümü, o sinyalin, cevabı $r(t) = \frac{1}{\pi t}$ olan bir filtre ile konvolüsyonundan elde edilir. Yani matematiksel olarak;

$$y(t) = x(t) * r(t) \quad (2.2)$$

$$y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(t-\theta)}{\pi\theta} d\theta \quad (2.3)$$

şeklinde ifade edilebilir. Hilbert filtresinin karmaşık kazancı,

$$R(f) = \frac{Y(f)}{X(f)} = -j \cdot \text{signum}(f) \quad (2.4)$$

olarak yazılır. Eşitlik (2.4), eşitlik (2.1)'de yerine yazıldığında,

$$Z(f) = X(f) + jY(f)$$

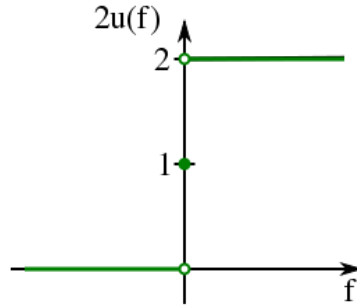
$$Z(f) = [1 + \text{signum}(f)]X(f)$$

$$Z(f) = 2U(f)X(f) \quad (2.5)$$

elde edilir. Burada $U(f)$, frekans alanında birim basamak fonksiyonunu gösterir ve

$$U(f) = \begin{cases} 1 & \text{eger } f > 0 \\ 1/2 & \text{eger } f = 0 \\ 0 & \text{aksihalde} \end{cases} \quad (2.6)$$

olarak ifade edilir. Sonuç olarak, gerçek bir sinyalden, analitik bir sinyal elde etmek için kullanılan transfer fonksiyonu Şekil 2.1'de gösterilmiştir.



Şekil 2.1 Analitik sinyal elde etmek için kullanılan transfer fonksiyonu

$x(t)$ gerçek sinyalinin karmaşık zarfı ile analitik gösterimi arasında eşitlik (2.7)'de verilen ilişki bulunmaktadır.

$$\alpha(t) = z(t)e^{-j2\pi f_c t} \quad (2.7)$$

Formülden anlaşılacağı gibi, analitik gösterim sinyalin geçirme bandındaki, karmaşık zarf ise temel banttaki gösterimi için kullanılır. Karmaşık zarf $\alpha(t)$,

$$\alpha(t) = m(t) + j.n(t) \quad (2.8)$$

şeklinde ifade edilebilir. Eşitlik (2.7)'nin sağ kısmı eşitlik (2.8)'deki gibi yerine yazılır ve eşitliğin sağ kısmı için Euler Özdeşliği ve eşitlik (2.1) kullanılırsa,

$$m(t) = x(t).\cos(2\pi f_c t) + y(t).\sin(2\pi f_c t) \quad (2.9)$$

$$n(t) = y(t).\cos(2\pi f_c t) - x(t).\sin(2\pi f_c t) \quad (2.10)$$

elde edilir. Eşitlik (2.9) ve (2.10)'da geçen $m(t)$, sinyalin temel bant eşevreli, $n(t)$ ise temel bant dördün evreli bileşenini ifade etmektedir. Bu bileşenler kullanılarak, sinyalin anlık genlik, anlık faz ve anlık frekans bilgileri elde edilebilir. Anlık genlik

$$a(t) = |z(t)| = \sqrt{x(t)^2 + y(t)^2} \quad (2.11)$$

veya

$$a(t) = |\alpha(t)| = \sqrt{m(t)^2 + n(t)^2} \quad (2.12)$$

şeklinde yazılabilir. Eşitlik (2.8)'de $|e^{-j2\pi f_c t}| = 1$ kullanılarak bu ilişki rahatlıkla gösterilebilir. Benzer bir yöntemle anlık faz ve frekans da analitik sinyal ve karmaşık zarftan elde edilebilir. Anlık faz $\phi(t)$ 'yi hesaplamak için,

$$\phi(t) = \left\{ \begin{array}{ll} x(t) > 0, y(t) > 0 & \text{ise } \tan^{-1} \left[\frac{y(t)}{x(t)} \right] \\ x(t) < 0, y(t) > 0 & \text{ise } \pi - \tan^{-1} \left[\frac{y(t)}{x(t)} \right] \\ x(t) = 0, y(t) > 0 & \text{ise } \frac{\pi}{2} \\ x(t) < 0, y(t) < 0 & \text{ise } \pi + \tan^{-1} \left[\frac{y(t)}{x(t)} \right] \\ x(t) = 0, y(t) < 0 & \text{ise } \frac{3\pi}{2} \\ x(t) > 0, y(t) < 0 & \text{ise } 2\pi - \tan^{-1} \left[\frac{y(t)}{x(t)} \right] \end{array} \right\} \quad (2.13)$$

eşitlik (2.13) kullanılır. Tıpkı anlık genlikte olduğu gibi, anlık faz için de sinyalin temel band karmaşık zarfı kullanılabilir. Aralarındaki tek fark taşıyıcı frekans bileşeninden kaynaklanan doğrusal faz bileşenidir. Yani,

$$\phi(t) = \arg\{z(t)\} = \arg\{\alpha(t)\} + 2\pi f_c t \quad (2.14)$$

olarak yazılabilir. Son olarak anlık frekans $f(t)$ 'yi hesaplamak için,

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi(t)}{dt} \quad (2.15)$$

ilişkisi kullanılır.

Bu tez çalışmasında, AM, DSB, LSB, USB ve FM kiplenmiş sinyaller için Otomatik Kiplenim Sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu nedenle bahsi geçen bu beş kiplenim türü için anlık genlik, anlık faz ve anlık frekans verilerinin matematiksel olarak nasıl elde edildiği aşağıda anlatılacaktır.

AM Kiplenim'de taşıyıcı sinyalin genliği, mesaj sinyaline bağlı olarak kiplenir ve

$$s(t) = [1 + mx(t)]\cos(2\pi f_c t) \quad (2.16)$$

şeklinde formülize edilir. Burada geçen m ifadesi AM kiplenim derinliğini belirlemek için kullanılır. Bu katsayının hesabı ile ilgili daha ayrıntılı bilgi Bölüm 6.2'de verilecektir. f_c ise taşıyıcı frekansı ifade etmektedir. AM kiplenim için anlık genlik ve anlık faz verilerini, sinyalin temel bant bileşenleri olan In-phase(I) ve Quadrature(Q)'dan elde etmek istersek, öncelikle $s(t)$ kiplenmiş sinyalini, temel banda indirip, düşük geçiren bir filtre ile filtrelemek gerekir. Yani,

$$\begin{aligned} I_{pAM} &= s(t) \cdot \cos(2\pi f_c t) \\ &= [1 + mx(t)] \cos^2(2\pi f_c t) \\ &= [1 + mx(t)] \frac{1}{2} (\cos(0) + \cos(2\pi 2 f_c t)) \end{aligned} \quad (2.17)$$

olarak yazılır. Yapılan düşük geçiren filtreleme işleminden sonra yüksek frekanstaki bileşen elenecek ve değeri 1 olan $\cos(0)$ terimi kalacaktır. Böylece eşevreli bileşen

$$I_{AM} = \frac{1}{2} [1 + mx(t)] \quad (2.18)$$

şeklinde elde edilebilir. Benzer bir yolla dördün evreli bileşen de,

$$\begin{aligned} Q_{pAM} &= s(t) \cdot \sin(2\pi f_c t) \\ &= [1 + mx(t)] \cdot \cos(2\pi f_c t) \cdot \sin(2\pi f_c t) \\ &= [1 + mx(t)] \cdot \frac{1}{2} (\sin(2\pi 2 f_c t) - \sin(0)) \end{aligned} \quad (2.19)$$

olarak yazılır. Düşük geçiren filtreleme yüksek frekans bileşenini eleyecek, geriye yalnızca değeri sıfır olan $\sin(0)$ terimi kalacaktır. Bu nedenle, AM kiplenim için dördün evreli bileşen

$$Q_{AM} = 0 \quad (2.20)$$

olarak elde edilir.

Bu bilgiler ışığında, eşitlik (2.12)'ye göre, AM kiplenim için anlık genlik,

$$\begin{aligned} a_{AM}(t) &= \sqrt{I_{AM}^2 + Q_{AM}^2} \\ a_{AM}(t) &= \frac{1}{2} \sqrt{(1 + mx(t))^2 + 0} \\ a_{AM}(t) &= \frac{1}{2} |1 + mx(t)| \end{aligned} \quad (2.21)$$

şeklinde ifade edilebilir. Bu hesap ile aynı zamanda AM kiplenim için kipçözüm işlemi de gerçekleştirilmiş olur. Bir diğer parametre olan anlık faz hesabı için eşitlik (2.13) kullanıldığında,

$$\phi_{AM}(t) = \tan^{-1}\left(\frac{Q_{AM}}{I_{AM}}\right) = 0 \quad (2.22)$$

olarak yazılır ve AM kiplenim için bu değer 0'a eşittir, çünkü $Q_{AM} = 0$ 'dır ve $I_{AM} = \frac{1}{2}[1 + mx(t)]$ ifadesi sadece pozitif değerler alır. Bununla bağlantılı olarak m , kiplenim derinliği bu değer hep pozitif olacak şekilde $(0,1]$ aralığında seçilir. Eşitlik (2.22)'de gösterildiği gibi AM kiplenim için anlık faz verisi herhangi bir bilgi içermemektedir.

DSB (Çift Yan Bant) kiplenim türünde de taşıyıcı sinyalin genliği mesaj sinyaline göre kiplenir ancak bu defa taşıyıcı sinyalin kendisi mesaj sinyali ile birlikte gönderilmez. DSB kiplenimde taşıyıcı gönderilmediği için AM kiplenime kıyasla büyük ölçüde güç tasarrufu sağlanmış olur. Eşitlik (2.23), DSB kiplenimi matematiksel olarak ifade etmek için kullanılır.

$$s(t) = x(t) \cdot \cos(2\pi f_c t) \quad (2.23)$$

Eşitlik (2.17) ve (2.19)'da verilen adımlar izlendiğinde, DSB kiplenim için eşevreli ve dördün evreli bileşenler,

$$I_{DSB} = \frac{x(t)}{2} \quad (2.24)$$

$$Q_{DSB} = 0 \quad (2.25)$$

olarak elde edilir. Buradan anlık genlik ve anlık faz,

$$a_{DSB}(t) = \left| \frac{x(t)}{2} \right| \quad (2.26)$$

$$\phi_{DSB}(t) = \tan^{-1}\left(\frac{Q_{DSB}}{I_{DSB}}\right) = 0 \quad \text{veya} \quad \pi \quad (2.27)$$

şeklinde yazılır. Anlık fazda görülen 0 veya π ifadesi, I_{DSB} 'nin işaretine bağlı olarak değişiklik göstermektedir. İşaret pozitif ise 0 , negatif ise π değerini alır.

SSB (Tek Yan Bant) ana başlığı altında, LSB (Alt Yan Bant) ve USB (Üst Yan Bant) kiplenim türleri incelenebilir. SSB kiplenim, taşıyıcı frekans etrafında simetrik olan sinyallerin yalnızca tek bantdan taşınması ilkesine dayanır. Buna göre SSB kiplenmiş bir sinyal,

$$s(t) = x(t).\cos(2\pi f_c t) \mp \hat{x}(t).\sin(2\pi f_c t) \quad (2.28)$$

şeklinde gösterilebilir. Formülde geçen $\hat{x}(t)$ terimi, $x(t)$ sinyalinin Hilbert Dönüşümünü ifade etmektedir. +/- terimleri de SSB kiplenmiş sinyalin taşıyıcının hangi yan banda ait olduğunu gösterir. İşaret + ise LSB, - ise USB kiplenim yapılıyor anlamına gelir.

SSB kiplenimde eşevreli ve dördün evreli bileşenleri elde etmek için eşitlik (2.17) ve (2.19)'daki adımlar izlendiğinde,

$$I_{SSB} = \frac{x(t)}{2} \quad (2.29)$$

$$Q_{SSB} = \mp \frac{\hat{x}(t)}{2} \quad (2.30)$$

olarak elde edilir. Buradan SSB kiplenimde anlık genlik ve anlık faz verileri,

$$a_{SSB}(t) = \frac{1}{2} \sqrt{x(t)^2 + \hat{x}(t)^2} \quad (2.31)$$

$$\phi_{SSB}(t) = \tan^{-1} \left(\frac{Q_{SSB}}{I_{SSB}} \right) = \tan^{-1} \left(\mp \frac{\hat{x}(t)}{x(t)} \right) \quad (2.32)$$

eşitlik (2.31) ve (2.32)'de verildiği gibi hesaplanır.

İncelenen kiplenim türlerinden sonuncusu, FM kiplenimdir. Bu kiplenim türünde taşıyıcının frekansı mesaj sinyaline göre kiplenir. Matematiksel olarak,

$$s(t) = \cos \left[2\pi f_c t + K_f \int_{-\infty}^t x(\tau) d\tau \right] \quad (2.33)$$

şeklinde gösterilir. Formülde geçen K_f terimi, FM kiplenimin frekans değişintisini vermektedir. FM kiplenim için eşitlik (2.17) ve (2.19)'daki adımlar izlenerek hesaplanan in-phase ve quadrature bileşenler,

$$I_{FM} = \frac{\cos(K_f \int_{-\infty}^t x(\tau) d\tau)}{2} \quad (2.34)$$

$$Q_{FM} = \frac{\sin(K_f \int_{-\infty}^t x(\tau) d\tau)}{2} \quad (2.35)$$

olarak bulunur. Anlık genlik ve anlık faz hesaplanmak istendiğinde,

$$a_{FM}(t) = \frac{1}{2} \sqrt{\left(\cos(K_f \int_{-\infty}^t x(\tau) d\tau) \right)^2 + \left(\sin(K_f \int_{-\infty}^t x(\tau) d\tau) \right)^2} \quad (2.36)$$

olarak hesaplanır. Ayrıca $\cos^2(\theta) + \sin^2(\theta) = 1$ olduğu bilindiğine göre,

$$a_{FM}(t) = 1/2 \quad (2.37)$$

şeklinde bulunur. Görüldüğü gibi FM kiplenim için anlık genlik verisi herhangi bir bilgi taşımamaktadır. Anlık faz hesabında ise,

$$\phi_{FM}(t) = \tan^{-1}\left(\frac{Q_{FM}}{I_{FM}}\right) = \tan^{-1}\left(\frac{\sin(K_f \int_{-\infty}^t x(\tau) d\tau)}{\cos(K_f \int_{-\infty}^t x(\tau) d\tau)}\right) = \tan^{-1}\left(\tan(K_f \int_{-\infty}^t x(\tau) d\tau)\right) \quad (2.38)$$

ifadesi elde edilir ve buradan,

$$\phi_{FM}(t) = K_f \int_{-\infty}^t x(\tau) d\tau \quad (2.39)$$

olarak bulunur. Eşitlik (2.15) kullanılarak anlık frekans hesaplanmak istendiğinde,

$$f_{FM}(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi(t)}{dt} = \frac{K_f}{2\pi} x(t) \quad (2.40)$$

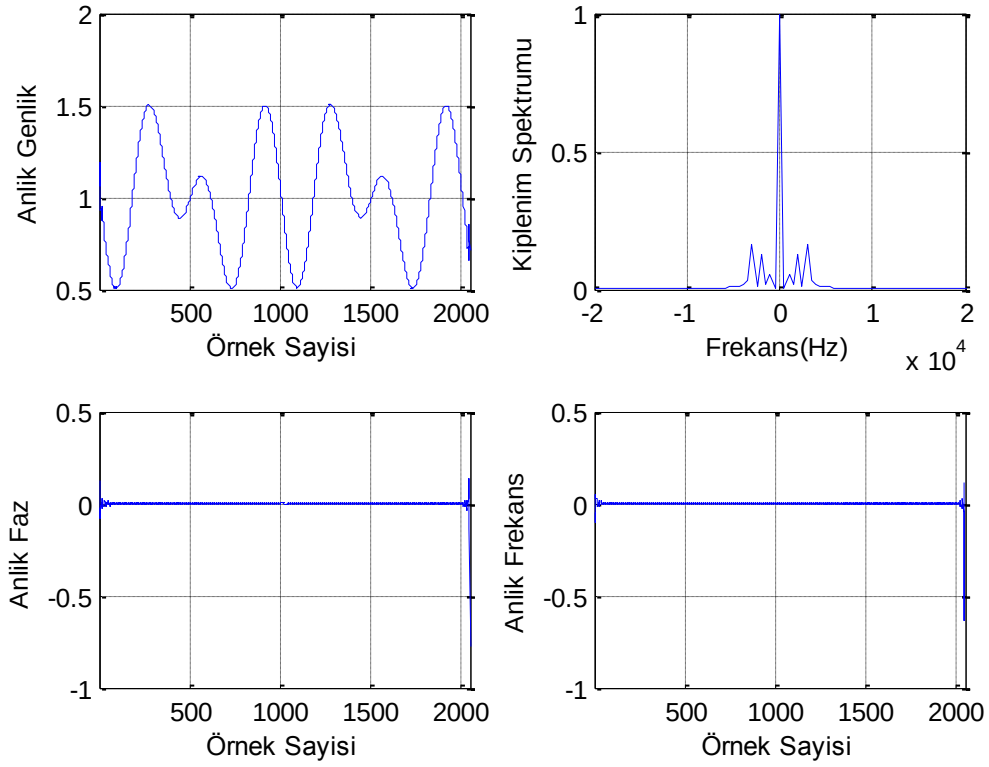
şeklinde elde edilir ve FM kiplenim için aynı zamanda kipçözüm işlemi de gerçekleştirilmiş olur. Çünkü FM kiplenmiş sinyalde mesaj taşıyıcının frekansında taşınmaktadır. Bu sayede elde edilen anlık frekans verisi mesaj sinyalini elde etmemizi sağlar.

Yukarıda farklı kiplenim türleri için matematiksel olarak anlık genlik, anlık faz ve anlık frekans verilerinin hesabı verilmiştir. Aşağıda Şekil 2.2-Şekil 2.6'da örnek bir mesaj sinyali ile her bir kiplenim türü için elde edilen anlık genlik, faz, frekans ve temel bant spektrum verileri gösterilmiştir. Burada mesaj sinyali olarak,

$$x(t) = 0.3\cos(2\pi f_1 t) + 0.6\sin(2\pi f_2 t) + 0.9\cos(2\pi f_3 t)$$

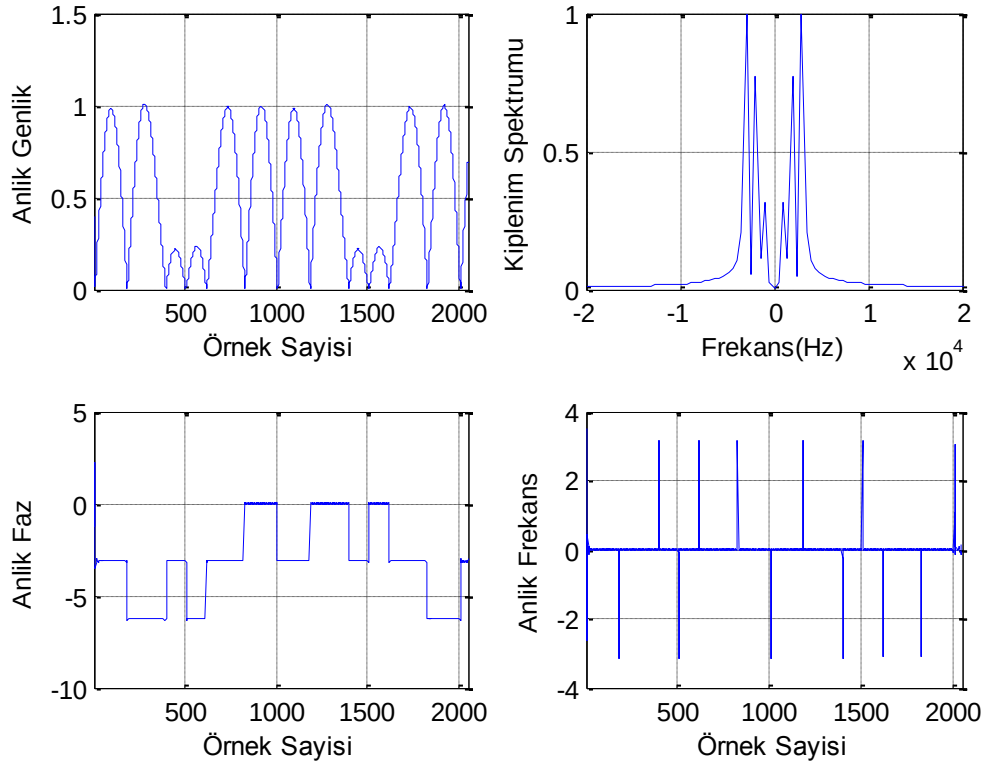
$$f_1 = 1000 \text{ Hz}, \quad f_2 = 2000 \text{ Hz}, \quad f_3 = 3000 \text{ Hz}$$

seçilmiştir.



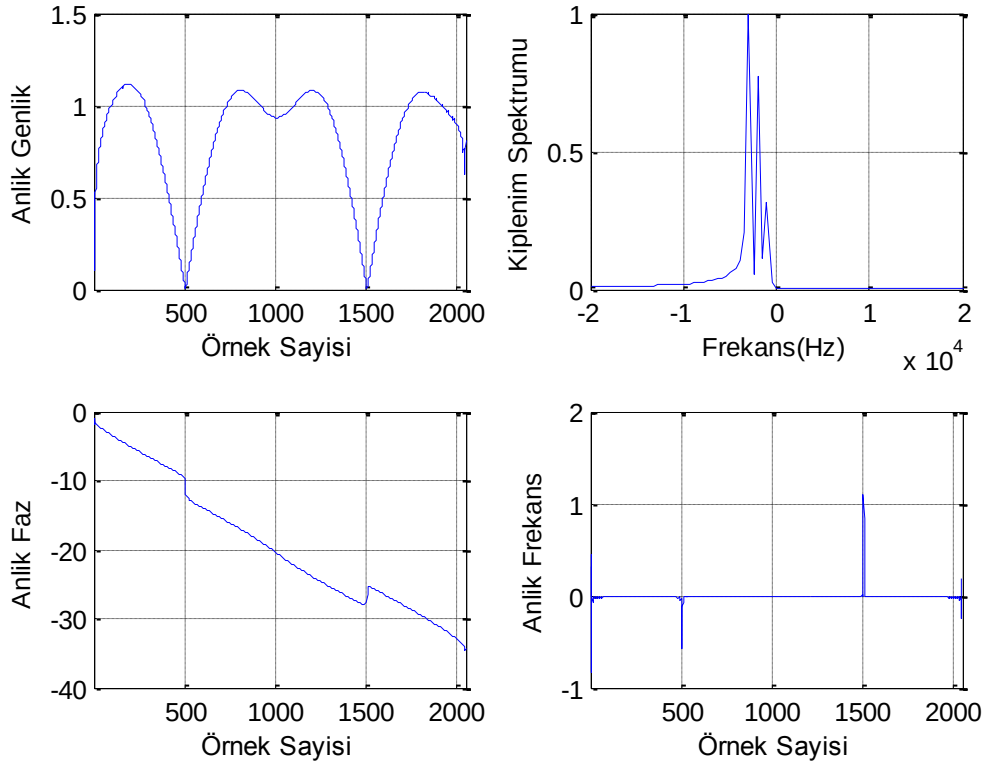
Şekil 2.2 AM kiplenim parametreleri

Şekil 2.2’de AM kiplenmiş bir sinyal için verilen parametrelerden, anlık faz ve anlık frekansın herhangi bir bilgi içermediği görülmektedir. Şekilde görüldüğü gibi anlık faz ve frekans verilerinin başında ve sonunda meydana gelen küçük sapmalar, temel bant (I-Q) bileşenleri elde ederken kullanılan Hilbert filtresinden kaynaklanmaktadır. Teorik olarak Hilbert filtresi frekans ekseninde sonsuz uzunluktadır. Ancak benzetim çalışmalarında belli uzunlukta (2048) bir filtre kullanılmıştır. Ayrıca yukarıdaki şekile bakıldığında anlık genlik verisinin zamana göre değişiklik gösterdiği ve farklı değerler aldığı görülmektedir. Benzer şekilde kiplenim spektrumunda temel bant sıfır frekans etrafında bir simetri olduğu gözlenmektedir. Bu nedenlerden dolayı AM kiplenim için anlık faz ve kiplenim spektrum verisine dayanan özellikler bu kiplenim türünü sınıflandırmak için kullanılabilecek özellikler olarak karşımıza çıkmaktadır.



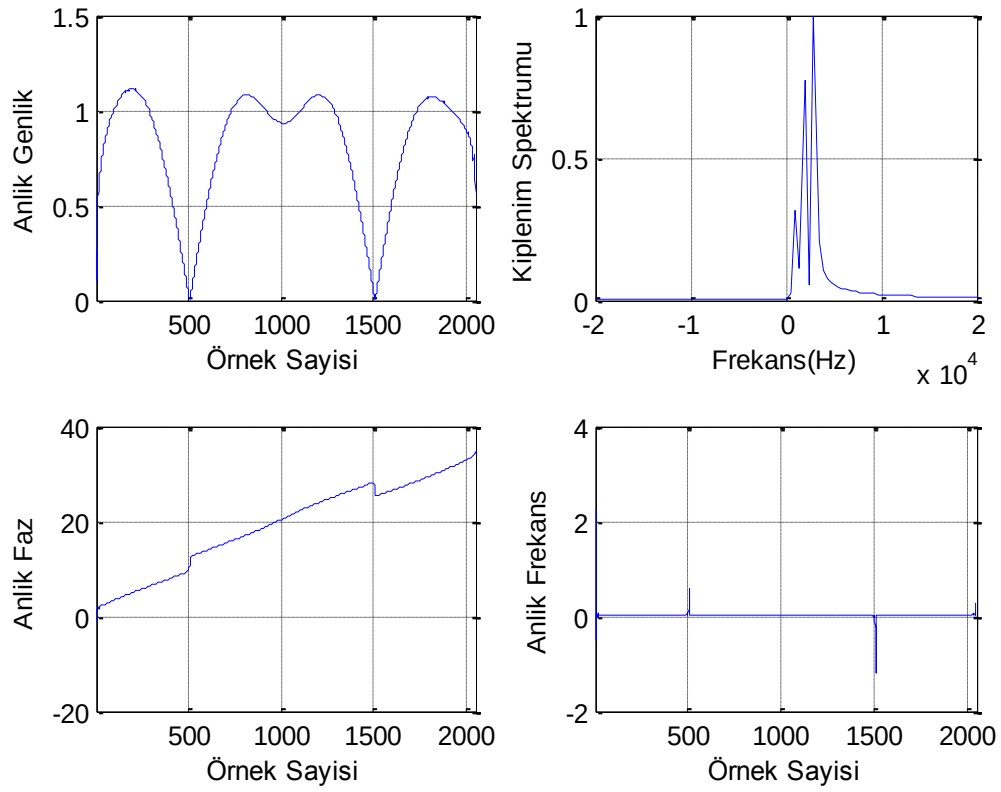
Şekil 2.3 DSB kiplenim parametreleri

Şekil 2.3'te DSB kiplenim türünde elde edilen parametreler gösterilmektedir. Buna göre AM kiplenim türünden farklı olarak, anlık faz ve anlık frekans verilerinin mesaj sinyaline bağlı olarak belli bazı değişiklikler gösterdiği görülmektedir. Bunun yanında DSB kiplenimde anlık genlik verisi de AM'de olduğu gibi bilgi içermekte, kiplenim spektrumunun da sıfır frekans etrafında bir simetriye sahip olduğu görülmektedir. Bu bilgilerden anlık fazın mesaj sinyaline bağlı olarak değişmesi ve kiplenim spektrumunun simetrisi DSB kiplenim türünü sınıflandırmada kullanılabilecek özelliklerdir.



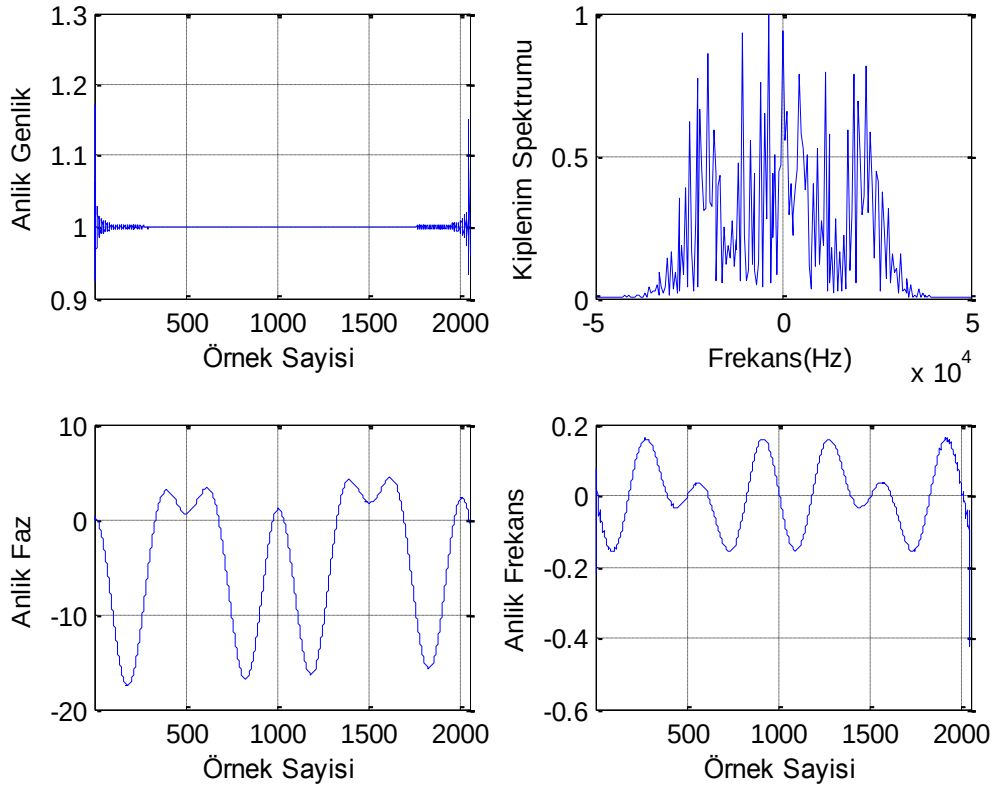
Şekil 2.4 LSB kiplenim parametreleri

LSB kiplenim türünde verilen parametreler içerisinde en çok dikkat çeken kiplenim spektrum verisidir. Şekil 2.4'te görüldüğü gibi, spektrum verisi AM ve DSB kiplenim türlerinde gözlenen sıfır etrafındaki simetrisini kaybetmiş, yalnızca sıfırında altında kalan (Lower Side Band) bantlarda bileşen içermeye başlamıştır. Bu özelliği nedeniyle LSB kiplenim için spektrum verisi sınıflandırmada kullanılabilecek bir özelliktir. Ayrıca anlık genlik ve anlık faz parametreleri de mesaj sinyaline göre değişiklik göstermektedir.



Şekil 2.5 USB kiplenim parametreleri

USB kiplenim, LSB gibi SSB'nin bir türevi olması sebebiyle LSB kiplenim ile benzer özellikler göstermektedir. USB kiplenim için Şekil 2.5'te verilen spektrum verisi incelendiğinde bu defa sıfırın üzerindeki frekanslarda bileşenler olduğu gözlenmektedir. Spektrumda sıfır frekans etrafında oluşan bu asimetri, SSB kiplenim türlerini ayırt etmek için kullanılabilecek bir özelliktir. Bunun yanında LSB kiplenimde anlık genlik ve anlık faz verileri mesaj sinyaline bağlı olarak değişiklik göstermektedir.



Şekil 2.6 FM kiplenim parametreleri

Şekil 2.6’da verilen FM kiplenim parametrelerinde anlık genliğin mesaj sinyalinden bağımsız olarak sürekli sabit değerler aldığı görülmektedir. Bu FM kiplenim için beklenen bir durumdur. Çünkü bu kiplenim türünde mesaj sinyaline göre taşıyıcının frekansı kiplenmektedir. Bu nedenle anlık genlik verisinde bir değişme olmaması beklenen bir sonuçtur. Ancak anlık frekans verisi incelendiğinde kiplenen mesaj sinyalinin aynısının elde edildiği görülmüştür. FM kiplenimi sınıflandırmak için anlık genlik verisine bağlı özneliliklerin kullanılabileceği anlaşılmaktadır. Bunun yanında kiplenim spektrumu incelendiğinde, spektrumun sıfır frekans etrafında yaklaşık olarak simetrik olduğu görülmektedir.

3. OTOMATİK KIPLenİM SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ

Otomatik Kiplenim Sınıflandırma işlemini gerçekleştirmek için genel olarak iki temel yöntem kullanılır. Karar-Kuramsal yaklaşım ve istatistiksel örüntü tanıma yaklaşımı. Karar kuramsal yaklaşımda, olasılıksal ve hipotez sınaıa bağımsız deęişkenleri kiplenim tanıma problemini formüle etmekte kullanılır. İstatistiksel örüntü tanıma yaklaşımında ise sınıflandırma süreci iki alt adıma ayrılır. İlki öznitelik çıkarma altadımıdır. İşlevi, alınan veriden daha önceden belirlenen öznitelikleri çıkartmaktır. İkinci altadım ise örüntü tanıma adımıdır. Görevi sinyalin kiplenim tipini bulmaktır [1].

Otomatik Kiplenim tanıma işleminde, Karar – Kuramsal yaklaşımda Olabilirlik Tabanlı, istatistiksel örüntü tanıma yaklaşımında ise Öznitelik Tabanlı yöntemler kullanılır. Olabilirlik tabanlı yöntemlerde, alınan sinyalin olabilirlik işlevinin hesaplanması ve olabilirlik oranının belirli bir eşik değeri ile karşılaştırılarak karar verilmesi gerekir. Bu tür sınıflandırıcılar yanlış sınıflandırma olasılığını enküçültmeyi amaçlarlar. Bu sebeple eniyi çözümü sunarlar ancak işlemsel karmaşıklıkları yüksektir. Öznitelik tabanlı yöntemlerde ise birden çok öznitelik kullanılır ve bu özniteliklerin gözlemlenen değerlerine göre karar verilir. Öznitelik tabanlı sınıflandırma ise kolay gerçekleştirilebilirliği ile tercih edilen bir yöntemdir [2].

3.1 Olabilirlik Tabanlı Sınıflandırma

Olabilirlik Tabanlı sınıflandırmada, dalgabiçiminin kiplenmiş sinyal üzerinde koşullu olasılık yoğunluk işlevinin, sınıflandırma için gerekli veriyi içerdiği düşünülmektedir. Literatürde çeşitli Olabilirlik Tabanlı sınıflandırma yöntemi önerilmiştir. Örneğin Ortalama olabilirlik oranı testi (ALRT), genelleştirilmiş olabilirlik oranı testi (GLRT), karma olabilirlik oranı testi (HLRT) [2].

3.1.1 ALRT (Ortalama Olabilirlik Oranı Testi)

Bu yaklaşım, bilinmeyen büyüklükleri belirli pdf'e sahip rastgele deęişkenler olarak ele alır. $i = 1, \dots, N_{\text{mod}}$ 'inci kiplenim tipini temsilen H_i hipotezi altında olabilirlik işlevi çıkarılmaktadır.

Algılanan gürültülü sinyalinin H_i hipotezi altında, bilinmeyen v_i vektörü üzerinden koşullu olabilirlik işlevidir ve $p(v_i|H_i)$ ise v_i vektörünün H_i hipotezi üzerinden koşullu

önsel pdf'idir. v_i vektörünün bilinen pdf'i, problemin v_i üzerinden tümlevinin alınmasıyla bir hipotez sınaıa problemine dönüşür [2].

3.1.2 GLRT (Genelleştirilmiş Olabilirlik Oranı Testi)

Bu yaklaşımda, bilinmeyen parametreler, bilinmeyen gerekirciler (deterministics) olarak ele alınır. Bu yöntemde en iyi performans birbiçimli en güçlü (UMP-Uniformly Most Powerful) adı verilen sınaıa ile sağlanır. Eğer bu yöntemi sağlamak mümkün değilse veya elde etmek zor ise, önerilen yöntem bilinmeyen nicelikleri kestirmektir. H_1 hipotezinin doğru olduğu varsayılarak, kestirilen nicelikler, olabilirlik oranı sınaıasında kullanılır. Eğer kestirimler için enbüyük olabilirlik kullanılmışsa, bu sınaıa GLRT'dir [2].

3.1.3 HLRT (Hibrit Olabilirlik Oranı Testi)

Bu yöntem ALRT ve GLRT yöntemlerinin bileşiminden oluşmuştur. H_1 hipotezi altında olabilirlik işlevi hesaplanır. Bilinmeyen gerekirciler ve rastgele değişkenler olarak modellenen bilinmeyen büyüklüklerin vektörleri $[v_{1T}, v_{2T}]^T$ (T:devrik işleyici) şeklinde ifade edilir. İki hipotezli bir sınıflandırma probleminde, karar yapısı elde edilen iki olabilirlik işlevinin oranının bir eşik değeri ile karşılaştırılmasından elde edilir [2].

3.2 Öznitelik Tabanlı Sınıflandırma

Öznitelik tabanlı bir sınıflandırıcı, temel olarak öznitelik çıkarma ve karar verme olmak üzere iki kısımdan meydana gelir. Öznitelik çıkarma kısmında seçilen yöntemle ilgili olarak, düzgelenmiş merkezlenmiş sinyal genliği, fazı ve frekansının değışintisi, sıfır kesme aralığının değışintisi, sinyalin dalgacık dönüşümünün (Wavelet Transform) tepeleri çıkarılmış genliğinin değışintisi, fazın olasılık yoğunluk işlevi ve istatistiksel momentleri, vb. öznitelikler kullanılabilir. Karar verme yapısında ise, karar ağaçları, enküçük uzaklık sınıflandırıcılar, destek vektör makinaları ve sinir ağları kullanılan bazı yöntemlerdir.

3.2.1 Karar Ağacı Yapıları

Karar ağacı bu yapılar içerisinde gerçekleştirilmesi en kolay olan yöntemdir. Bu yöntemde sınıflandırmada kullanılacak her bir öznitelik için uygun eşik değeri seçilir. Eşik değeri seçimi önceden belirlenen bir referans sinyal kullanılarak yapılır.

Her bir karar düğümünde oluşturulan karar kümelerinin dağılımları elde edilir ve iki kümeyi ayıracak en uygun eşik değeri seçilir. Daha sonra bilinmeyen bir sinyalden elde edilen öznitelikler sıra düzensel yapıda bu eşiklerle karşılaştırılarak kiplenim tipinin bulunması sağlanır. Karar ağacı yapılarının en büyük dezavantajı, karar noktalarında, evet-hayır kararı verilmesidir. Burada sert karar verilmesi nedeniyle, gürültü vs. sebeplerden ötürü yanlış karar verme olasılığı yüksek olabilmektedir. Örneğin ilk karar düğümünde verilen yanlış bir karar, diğer düğümlerde verilen kararlara bakılmaksızın sonuca hata olarak yansıyacaktır. Bu nedenle bütün öznitelikler kullanılarak verilecek kararın, bu tür hataları ortadan kaldıracak düşünölmektedir. Buna bağılı olarak çok boyutlu uzay yöntemleri olan Enküçük Uzaklık Sınıflandırıcıları, Destek Vektör Makinaları ve otomatik öğrenme özelliğine sahip yapılar olan Sinir Ağları geliştirilmiştir. Karar ağacı yapıları ile ilgili daha detaylı bilgi bölüm 5.2 ve 5.3’de verilmiştir.

3.2.2 Enküçük Uzaklık Sınıflandırıcılar

Bu sınıflandırıcı türünde, karar ağacı yapılarından farklı olarak tek bir özniteliğe bakılarak değil, sınıflandırmada kullanılan bütün öznitelikler hesaba katılarak bir sınıflandırma gerçekleştirilir. Öncelikle sınıflandırılmada kullanılacak öznitelik sayısı kadar boyuttan oluşan bir uzay oluşturulur. Bu uzayda farklı kiplenim türlerine ait öznitelikler, birbirlerinden ayrıştırılabilir kümeler oluştururlar. Bu aşamadan sonra bilinmeyen bir sinyalden elde edilen nokta, uzayda hangi kümeye yakınsa o kümeye ait olarak sınıflandırılır. Burada referans kümelere olan uzaklık farklı şekillerde hesaplanabilmektedir. Kimi zaman referans kümenin en yakın noktasına olan uzaklık hesaplanırken, kimi zaman kümenin orta noktasına olan uzaklık hesaplanmaktadır. Bu çalışmada enküçük uzaklık sınıflandırıcı için benzetim çalışmaları yapılmış ve başarımı incelenmiştir. Kullanılan enküçük uzaklık sınıflandırıcı ile ilgili daha detaylı bilgi Bölüm 5.3’te verilmiştir.

3.2.3 Destek Vektör Makinaları

Destek vektör makinaları (DVM) kullanılarak yapılan sınıflandırma işlemi veriyi eğitim ve sınama kümelerine ayırmayı içerir. Eğitim kümesindeki her bir örnek bir hedef değeri (sınıf etiketleri) ve bir çok niteliğı (öznitelikler ya da gözlemlenen değişkenler) içerir. Destek vektör makinalarının amacı eğitim verisine dayanarak ve sadece sınama verisi niteliklerine bakarak, sınama verisi hedef değerlerini

öngören bir model üretmektir. Üretilen model ile hedef değerlerin yakalanması, sınıflandırıcının başarımını belirler. DVMler, genellikle ikili sınıflandırma işlemlerinde kullanılırlar. Ancak çok sınıflı ayırma işlemlerinde de DVM yapılarını kullanmak için en çok oy kazanır (max wins voting) veya kazanan hepsini alır (winner takes all) şeklinde algoritmalar kullanılmaktadır. Bu çalışmada destek vektör makinaları kullanılarak bir sınıflandırıcı yapısı geliştirilmiş ve başarımı incelenmiştir. DVM ile ilgili daha detaylı bilgi Bölüm 5.4’de verilmiştir.

3.2.4 Sinir Ağları

Bir yapay sinir ağı (YSA), biyolojik sinir ağlarının yapısal ve/veya işlevsel yönlerinden esinlenerek türetilen matematiksel ya da sayısal bir modelidir. Bir arabağlantılı yapay nöronlar grubundan oluşur ve bağlantısal bir yaklaşımla veriyi işler. Çoğu durumda YSA, öğrenme aşamasında ağ üzerinden akan içsel ve dışsal veriye dayanarak yapısını değiştiren uyarlamalı bir sistemdir. Modern sinir ağları doğrusal olmayan istatistiksel veri modelleme araçlarıdır. Çoğunlukla girdiler ve çıktılar arasındaki karmaşık ilişkileri modellemek için veya veride örüntüleri bulmak için kullanılır. Bunlar esasen bir $f : X \rightarrow Y$ işlevi tanımlayan basit matematiksel modellerdir. “Yapay sinir ağı” terimi içerisindeki ağ kelimesi her sistemin farklı katmanlarında bulunan nöronlar arasındaki arabağlantılara işaret eder. En basit sistem üç katmana sahiptir. İlk katmanda sinapslar üzerinden ikinci katmandaki nöronlara sonrasında yine sinapslar üzerinden üçüncü katmandaki çıkış nöronlarına veriyi ileten giriş nöronları vardır. Daha karmaşık sistemler daha fazla nöron katmanlarına sahip olabilirler. Sinapslar hesaplamalarda veriyi işlemek için kullanılan, “ağırlıklar” denilen parametreleri saklar [4].

4. ANALOG KIPLENİM SINIFLANDIRMA

Analog kiplenim sınıflandırma, pek çok araştırmacı tarafından yıllardır çalışılmakta olan bir konudur. Bu konuda yapılmış çalışmalarda genellikle öznelite tabanlı sınıflandırıcıların geliştirildiği gözlenmiştir. Bu konu ile ilgili literatürde yer alan çalışmalar Bölüm 4.1 'de anlatılmıştır.

4.1 Analog Kiplenim Sınıflandırma Alanında Yapılmış Çalışmalar

Fabrizi [5], anlık genlik ve anlık frekans değişimlerine dayanan ve analog kiplenimleri tanıyan bir kiplenim tanıyıcı geliştirmiştir. Bu sistemde kullanılan özneliteler: 1) sinyal zarfının en büyük değerinin, sinyal ortalamasına oranı ve 2) anlık frekansın mutlak değerinin ortalamasıdır. Bu kiplenim sınıflandırıcı, CW, AM, FM ve SSB kiplenimlerini ayırt etmeyi amaçlamıştır. Bu çalışmada, yukarıda bahsedilen özneliteler kullanılarak AM ve CW sinyallerin FM ve SSB sinyallerinden ayırt edilebilmesi için $SNR \geq 35$ dB şartının sağlanması gerektiği söylenmiştir. Ancak SSB sinyaller, FM sinyallerden $SNR \geq 5$ dB için ayırt edilebilmiştir.

Chan ve Gadbois [6], algılanan sinyalin zarfının karakteristiğine dayanan bir kiplenim sınıflandırıcı geliştirmiştir. Bu kiplenim sınıflandırıcı, algılanan sinyalin anlık genliğini 31-katsayılı bir Hilbert Süzgeci kullanarak hesaplamaktadır. Sistem, hesaplanan anlık genliğin karesinin değışintisinin, anlık genliğin ortalamasının karesine oranını olan R katsayısını bir karar kriteri olarak kullanmaktadır. Bu kiplenim sınıflandırıcı, AM, FM, DSB ve SSB kiplenimleri ayırt etmeyi amaçlamaktadır. Kiplenim sınıflandırmada kullanılan R katsayısının, gürültüsüz sinyaller için, FM sinyallerde sıfır, AM sinyallerde ise bire yakın olduğu belirlenmiştir. Benzer şekilde, R katsayısı, DSB sinyaller için 2 ve SSB sinyaller için 1 değerini vermektedir. Yapılan benzetim çalışmalarında, $SNR = 7$ dB için, doğru modölayon sınıflandırma olasılığının, FM sinyaller için %100, AM sinyaller için %90.5, SSB sinyaller için %80, DSB sinyaller için ise %94 olduğu görölmüştür. Ancak bu kiplenim sınıflandırıcı, hem genlik hem de faz kiplenimini birlikte içeren kiplenim türlerini sınıflandırmakta kullanılamamaktadır.

Jovanovic [7], gürültülü ortamlarda, düşük kiplenim derinlikli AM sinyaller ile CW sinyalleri ayıran bir kiplenim sınıflandırıcı geliştirmiştir. Kullanılan öznelite, sinyalin

karmaşık zarfının eşevreli bileşeninin değışintisinin, dördün evreli bileşeninin değışintisine oranı olarak verilmiştir. Çalışmada sayısal bir preformans kriteri verilmemekle birlikte, kullanılan özniteliğin, düşük SNR oranlarında dahi, düşük derinlikli AM sinyaller ile CW sinyalleri ayırmakta yeterince güvenilir olduğundan bahsedilmiştir.

Nagy [8], sadece analog telsiz sinyallerini ayırt etmek için bir kiplenim sınıflandırıcı geliştirmiştir. Bu çalışmada Chan ve Gadbois'in kullandığı R parametresine ek olarak, örnekleme zamanının karesine göre düzgelenmiş anlık frekansın değışintisi, öznitelik olarak kullanılmıştır. Bu sistem tarafından sınıflandırılabilen kiplenim türleri, AM, DSB, SSB, FM ve CW sinyallerdir. Çalışmada sadece R parametresi kullanılarak SSB hariç diğer kiplenim türlerinin SNR = 15 dB'de %90 oranında doğru sınıflandırıldığı, SSB sinyallerinin ise %66 oranında kaldığı gözlenmiştir. Nagy tarafından ortaya atılan ikinci öznitelik olan örnekleme zamanının karesine göre düzgelenmiş anlık frekansın değışintisi kullanılarak ise bu oran SNR = 15 dB'de SSB sinyaller için %94'e, diğer kiplenim türleri içinse %100'e çıkmıştır.

Al-Jalili [9], USB ve LSB sinyalleri ayırt etmek için bir kiplenim sınıflandırıcı geliştirmiştir. Bu kiplenim sınıflandırıcı, USB sinyallerinin daha fazla sayıda negatif frekans iğne darbesine(spike) sahip olduğu temeline dayanmıştır. Sınıflandırıcıda kullanılan öznitelik, anlık frekansın sahip olduğu negatif iğne darbelerinin sayısının, pozitif iğne darbelerin sayısına oranını veren G parametresidir. Bu sebeple eğer $G > 1$ ise USB, $G < 1$ ise LSB olarak karar verilir. Çalışmada kiplenim sınıflandırıcı hakkında SNR ≥ 0 dB için LSB ve USB sinyallerini ayırt edebildiği söylenmiştir.

Azzouz ve Nandi[1], AM, DSB, LSB, USB, FM, VSB ve Combined(AM+FM) modüle sinyalleri sınıflandırmak için öznitelik tabanlı bir sınıflandırıcı geliştirmişlerdir. Çalışmada bu kiplenim sınıflandırıcısının dört farklı öznitelik ile bahsi geçen kiplenimleri birbirinden ayırabildiği söylenmiştir. Kullanılan öznitelikler ise merkezlenmiş anlık fazın doğrusal olmayan bileşeninin standart sapması σ_{dp} , merkezlenmiş anlık fazın doğrusal olmayan bileşeninin mutlak değerinin standart sapması σ_{ap} , düzgelenmiş merkezlenmiş anlık genliğin PSD'sinin en büyük değeri

γ_{max} ve modüle edilmiş sinyalin taşıyıcı frekans etrafındaki izge simetrisi P 'dir. Yapılan çalışmada $SNR \geq 10$ dB için AM, DSB, FM ve Combined sinyallerin %100, VSB sinyallerin %98, LSB sinyallerin %99.8, USB sinyallerin ise %97.8 doğru sınıflandırıldığı söylenmiştir. Ayrıca çalışmada karar aşamasında, sıradüzensel 4 farklı karar ağacı yapısı geliştirilmiştir.

Druckmann [10], sinyalin anlık genliği üzerinden hesaplanan dört öznitelik geliştirmiştir. Bu çalışmada AM, DSB, SSB ve FM sinyalleri sınıflandırmak için beş yapı geliştirilmiş, ilk dördü tek bir özniteliğe, sonuncusu ise iki özniteliğe dayandırılmıştır. Geliştirilen sınıflandırıcı yapıları Chan ve Gadbois'in [6] çalışmasında anlatılan yöntem ile kıyaslanmış ve iki özniteliğe dayalı sınıflandırma yönteminin, tek özniteliğe göre $SNR > 10$ dB iken daha iyi sonuç verdiği gözlenmiştir.

Seaman ve Braun [11], AM, DSB, SSB, CW ve gürültü sinyallerinin, çevrimseldurağanlık özelliğini incelemiştir. Algılanan sinyalin kestirilen çevrimsel spektral yoğunluk kiplenim sınıflandırmada kullanılmıştır. Çalışmada, geliştirilen sınıflandırıcının performansını anlatmak için birçok grafiksel analiz yapılmıştır. Ancak otomatik olarak yapılması oldukça zor olan CSD örüntü tanımanın nasıl gerçekleştiği çalışmada anlatılmamıştır.

Waller ve Brushe [12], FM ve PM sinyalleri sınıflandırmak için bir yöntem geliştirmiştir. Buna göre FM ve PM sinyaller ayrı ayrı FM ve PM kipçözücülerden geçirilir ve kipçözümlü sinyaller tekrar kiplenerek sonuçta elde edilen dört farklı sinyal algılanan sinyal ile ilintilendirilir (correlated). Kiplenim sınıflandırma yöntemi, ilinti doruklarının belirlenmesine dayanır. Bu çalışmada herhangi bir başarımlı sonucuna raslanmamıştır.

Taira ve Murakami [13], öncelikle sınıflandırılacak sinyalleri iki gruba ayırmışlardır. İlk grupta üstel (exponentially) kiplenmiş sinyaller (FM, PM, FSK), ikinci grupta ise doğrusal kiplenmiş sinyaller (AM, DSB, SSB) yer almaktadır. Bu iki grup sinyalin anlık genliğinden elde edilen bir öznitelikle sınıflandırılmıştır. Daha sonra ise Azzouz ve Nandi'nin [1] çalışmasında anlatılan yöntem kullanılarak FSK sinyaller, Chan ve Gadbois'in [6] çalışmasında anlatılan yöntem kullanılarak da AM, DSB ve SSB sinyaller sınıflandırılmıştır.

Bu çalışmada, temel olarak üç tür sınıflandırma yöntemi kullanılmıştır. Bu üç yöntem de öznelik tabanlı yöntemler olup, karar aşamasında farklı metodlar izlenmiştir.

Bu methodlardan ilki, Azzouz ve Nandi [1] tarafından analog kiplenim türlerini sınıflandırmak için geliştirilen yöntemdir. Azzouz ve Nandi'nin geliştirdiği sınıflandırıcı AM, DSB, VSB, LSB, USB, FM ve Combined(AM+FM) kiplenim türlerini sınıflandırmak için tasarlanmıştır. Ancak bu tez çalışmasında AM, DSB, LSB, USB ve FM sinyalleri sınıflandırılacağı için Azzouz ve Nandi'nin [1] çalışmasında kullanılan bazı özneliklere ihtiyaç duyulmamıştır, çünkü bu öznelikler Combined ve VSB kiplenimlerini diğer kiplenim türlerinden ayırmak için kullanılmaktadır. Azzouz ve Nandi özneliklerin hesabında anlık genlik, anlık faz ve spektrum verileri kullanmıştır. Karar aşamasında ise aynı çalışmada [1] kullanılan karar ağacı yapısı kullanılmış ancak sınıflandırmada bazı özneliklere ihtiyaç duyulmaması sebebiyle, karar ağacı yapıları, aslına sadık kalınarak, küçük bazı değişikliklere uğratılmıştır.

İzlenen ikinci yöntem ise, Enküçük Uzaklık Sınıflandırıcı olarak bilinen ve genel sınıflandırma problemlerinin çözümünde kullanılan yöntemdir. Bu yöntemde, öncelikle her bir kiplenim için elde edilen N tane öznelik kullanılarak, N-boyutlu uzayda bir küme oluşturulur. Her bir kiplenim için oluşan bu öznelik kümeleri referans olarak kullanılırlar ve sınıflandırma aşamasında özneliklerin oluşturduğu her yeni veri bu N-boyutlu uzayda hangi referans kümesine daha yakınsa o kümeye ait olarak sınıflandırılır. Enküçük Uzaklık Sınıflandırıcı ile ilgili daha detaylı bilgi Bölüm 4.4'de verilecektir.

Sınıflandırma aşamasında kullanılan son yöntem ise destek vektör makinalarıdır. Bu yöntemde, sınıflandırma iki aşamadan gerçekleştirilir. Öncelikle eğitim verileri kullanılarak sistemin sınıflandırma için kullanacağı model geliştirilir. Daha sonra geliştirilen model üzerinden, test verileri kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir. Destek vektör makinalarında, iki veri kümesi için, bu iki kümeyi en uygun şekilde ayıran bir düzlem bulmak esastır. Bu düzlemin bir bölgesi bir veri kümesine, diğer bölgesi ise diğer veri kümesine aitliği ifade eder. Destek vektör makinalarında doğrusal olarak ayrılabilen ve ayrılamayan kümeler için farklı iki model geliştirilmiştir. Bu konu ile ilgili detaylı bilgi Bölüm 5.4'de verilmiştir.

4.2 Kullanılan Öznitelikler

Bölüm 2’de anlatıldığı gibi, incelenen AM, DSB, LSB, USB ve FM kiplenim türlerinin her birinin, anlık genlik, anlık faz ve spektrum verilerinden bir veya birkaçı kendilerine özgü bazı karakteristik özellikler göstermektedir. Sınıflandırma işleminde kullanılan öznitelikler de bu verilerden elde edilmektedir. Hesaplanan öznitelikler, daha sonraki karar aşamasında karar ağacı, enküçük uzaklık sınıflandırıcı ve destek vektör makinası sınıflandırıcısında kullanılacaktır.

Azzouz ve Nandi’nin [1] çalışmasında anlatılan kiplenim sınıflandırma işleminde, algılanan sinyal ardışık bölütlere ayrılmış ve her bir bölüt için öznitelik hesabı yapılmıştır. Bölüt boylarının seçimi iki temel gereksinimi karşılamaya yöneliktir [1].

- Kanal sönümlenmelerinden kaynaklanan ve kiplenmiş sinyaller üzerine binen istenmeyen kipleme.
- Uygun öznitelik hesabı yapmaya yetecek sayıda örnek.

Bu gereksinimlerden ilki bölüt boyunu kısaltmaya çalışır. Çünkü kanal sönümlenmelerinden kaynaklanan kiplemeler uzun zaman aralıklarında fark edilebilmektedir. Bu nedenle kanal sönümlenmesine maruz kalmış bir sinyalden alınan kısa bir bölüt bu etkiyi yansıtmayacaktır. İkinci gereksinim ise bölüt boyunu uzatmaya çalışır. Çünkü belli örnek sayısı üzerinden hesaplanan özniteliklerin sağlıklı bir sonuç verebilmesi için yeterince fazla sayıda örnek alınmış ve bu örnekler üzerinden işlem yapılmış olması gerekmektedir. Azzouz ve Nandi’nin [1] çalışmasında en uygun bölüt boyunun 2048 örnekten oluşacağı belirtilmiştir. Benzer bir yaklaşım bu tez çalışmasında da izlenmiştir. Ancak en uygun bölüt boyu ile ilgili çalışma bu tezin kapsamının dışındadır. İleride bu konuya yönelik olarak yapılacak çalışmaların sistem performansına olumlu yönde katkılarının olacağı değerlendirilmektedir.

AM, DSB, LSB, USB ve FM kiplenim türlerini sınıflandırmak için üç temel öznitelik kullanılmıştır. İlk öznitelik anlık genlik verisi üzerinden hesaplanan,

$$\gamma_{\max} = \max |DFT(a_{cn}(i))|^2 / N_s \quad (4.1)$$

özniteliğidir. Merkezlenmiş düzgelenmiş anlık genliğin PSD'sinin en büyük değeri olarak adlandırılır. Eşitlik (4.1)'de geçen N_s , segment başına düşen nokta sayısını, a_{cn} ise merkezlenmiş düzgelenmiş anlık genliği belirtmektedir. Bu özneliğin hesabında bir düzgeleme (normalize) işlemi yapmak gerekmektedir. Bunun nedeni hesaplanan özneliğin farklı genlik değerlerine sahip sinyaller için farklı sonuçlar vermemesini sağlamaktır. Düzgeleme işlemi birkaç basamakta yapılır. Öncelikle anlık genliğin bir bölüt içindeki ortalaması eşitlik (4.2)'ye göre hesaplanır.

$$m_a = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} a(i) \quad (4.2)$$

Formülde $a(i)$ anlık genliği ifade etmektedir. Daha sonra, hesaplanan m_a değerine göre anlık genlik eşitlik (4.3)'teki şekilde düzgelenir.

$$a_n(i) = \frac{a(i)}{m_a} \quad (4.3)$$

Düzgelenen anlık genlik verisi daha sonra eşitlik (4.4)'teki gibi merkezlenir ve öznelik hesabında kullanılacak hale getirilir.

$$a_{cn}(i) = a_n(i) - 1 \quad (4.4)$$

Bölüm 2'de anlatıldığı gibi FM kiplenim türüne ait sinyaller, herhangi bir anlık genlik verisi taşımamaktadırlar. Ancak sınıflandırılan diğer kiplenim türleri anlık genlik bilgisine sahiptirler. Dolayısıyla bu öznelik FM kiplenmiş sinyalleri ayırt etmek için kullanılabilecek bir özneliktir.

Kullanılan ikinci öznelik, anlık faz verisi üzerinden hesaplanır ve

$$\sigma_{dp} = \sqrt{\frac{1}{C} \left(\sum_{a_n(i) > a_t} \phi_{NL}^2(i) \right) - \left(\frac{1}{C} \sum_{a_n(i) > a_t} \phi_{NL}(i) \right)^2} \quad (4.5)$$

merkezlenmiş anlık fazın doğrusal olmayan bileşeninin standart sapması şeklinde ifade edilir. Eşitlik (4.5)'te geçen ϕ_{NL} terimi, anlık fazın doğrusal olmayan bileşenini ifade etmektedir. Eşitlik (2.15)'te verildiği gibi karmaşık zarf üzerinden hesaplanan

anlık faz verisi, doğrusal bileşeni olmayan faz bilgisini elde etmemizi sağlayacaktır. Ayrıca formülde geçen a_t terimi de faz hesabının gürültüye çok duyarlı olmaya başladığı genlik eşiğini ifade etmek için kullanılmıştır. Azzouz ve Nandi'nin çalışmasında [1] bu eşik düzgelenmiş anlık genlik verisi için $a_{topt} = [0.858:1]$ aralığı olarak belirlenmiştir ve benzetim çalışmalarında bu değer 1 olarak alınmıştır. Bu tez çalışmasında da hesaplamalarda aynı değer göz önünde bulundurulmuştur. Eşitlik (4.5)'te geçen C terimi ise, bir bölüt içerisinde a_t eşiğini geçen örnek sayısını ifade etmek için kullanılmıştır.

Bölüm 2'de bahsedildiği üzere, AM kiplenmiş sinyaller herhangi bir anlık faz verisi içermezken diğer kiplenim türlerinde anlık faz verisi sıfırdan farklıdır. Bu durumda σ_{dp} özneliği AM kiplenmiş sinyalleri ayırt etmek için kullanılabilecek bir özneliktir.

Hesaplamalarda kullanılan son öznelik ise, temel bant sıfır frekans etrafındaki spektrum simetrisini veren P özneliğidir.

$$P = \frac{P_L - P_U}{P_L + P_U} \quad (4.6)$$

Eşitlik (4.6)'da verilen formülde, P_L sıfır frekansın altındaki P_U ise üstündeki spektrum enerjisini göstermektedir. Bu değerler matematiksel olarak

$$P_L = \sum_{i=1}^{fcn} |X_C(i)|^2 \quad (4.7)$$

$$P_U = \sum_{i=1}^{fcn} |X_C(i + f_{cn} + 1)|^2 \quad (4.8)$$

eşitlik (4.7) ve (4.8)'de verildiği şekilde elde edilmektedir. Bu eşitliklerde kullanılan $X_C(i)$ ifadesi, kiplenmiş sinyalden elde edilen karmaşık zarfın N_s noktalı FFT (Hızlı Fourier Dönüşümü) sonucudur. f_{cn} ise FFT işlemi (Matlab kullanılarak yapılan benzetim çalışmalarında FFT işleminden sonra *fftshift* işlemi ile negatif ve pozitif frekanslar FFT boyunun yarısı sıfır frekansa gelecek şekilde ayarlanmaktadır) yapıldıktan sonra sıfır frekansının bölüt içerisinde N_s noktadan kaçınıcı noktaya

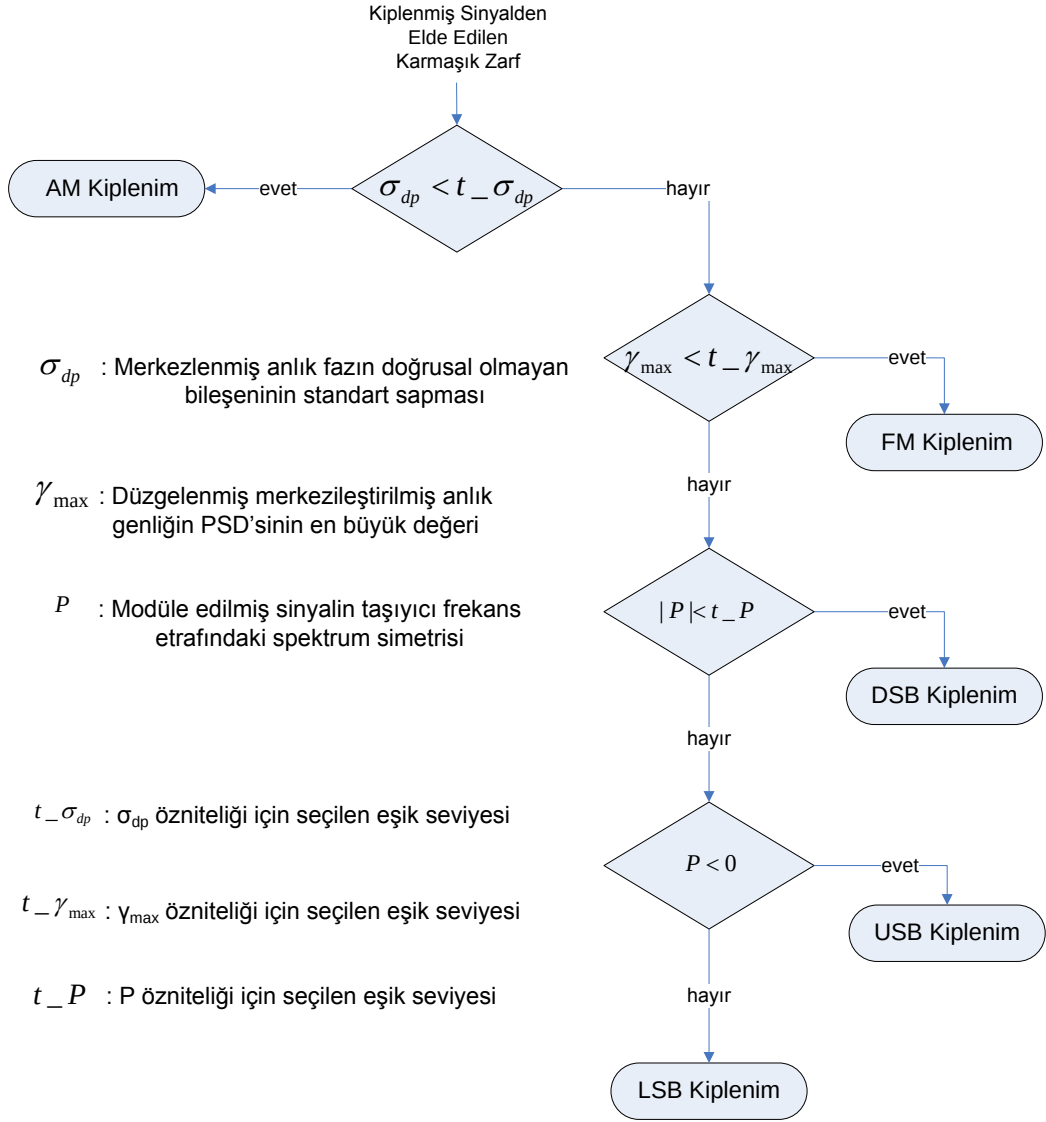
denk geldiğini ifade etmektedir. Eşitlik (4.9)'da N_s 'in çift olması durumunda f_{cn} 'nin nasıl hesaplandığı gösterilmiştir.

$$f_{cn} = \frac{N_s}{2} + 1 \quad (4.9)$$

AM, DSB, LSB, USB ve FM kiplenim türlerini sınıflandırmak için kullanılan üç öznitelik, eşitlik (4.1), (4.5) ve (4.6)'da verildiği gibidir. Bu öznitelikler kullanılarak hem karar ağacı yapısında hem de enküçük uzaklık sınıflandırıcısında kiplenim türleri sınıflandırılacaktır.

4.3 Karar Ağacı

Karar ağacı yapılarında, Bölüm 3'te de bahsedildiği gibi, sınıflandırmada kullanılacak her bir öznitelik için uygun eşik değeri seçilir ve elde edilen öznitelikler sıra düzensel yapıda bu eşiklerle karşılaştırılarak kiplenim tipinin bulunması sağlanır. Bu çalışmada kullanılan karar ağacı yapısı Şekil 4.1'de verilmiştir.



Şekil 4.1 Kiplenim sınıflandırmada kullanılan karar ağacı

Yukarıdaki şekilde görüldüğü gibi, kiplenmiş sinyalden elde edilen karmaşık zarf akış diyagramına girer ve bu sinyal için hesaplanan öznitelik değerleri daha önceden hesaplanmış eşik değerleri ile karşılaştırılarak, akış içinde en uygun sonuca doğru ilerlenir. Sonuçta beş kiplenim türünden biri seçilmiş olur. Eşik değerlerinin nasıl belirlendiği Bölüm 4.3.1 de anlatılacaktır.

Karar ağacı yapılarının dezavantajı, karar noktalarında evet veya hayır kararı verilmesidir. Yüksek gürültülü kanallarda bu durum yanlış karar verme olasılığını arttıracaktır. Bu noktada, gürültü miktarı ile oluşan hata olasılığının ilişkisini

gösteren Alıcı İşletim Karakteristiği (ROC) analizleri Bölüm 5.6'da anlatılacaktır. Buna rağmen karar ağacı yapıları kolay gerçekleştirilebilirlikleri nedeniyle halen sınıflandırma sistemlerinde tercih edilen bir yöntemdir. Bu çalışmada da bir yazılım tanımlı telsiz platformu olan USRP üzerinde karar ağacı sınıflandırıcı gerçekleştirilmiştir.

4.3.1 Eşik Değer Belirleme

Karar ağacı yapısına sahip sınıflandırıcılarda en önemli parametrelerden biri, her öznitelik için hesaplanan eşik değerleridir. Doğru kiplenim sınıflandırma yapabilmek için sınıflandırmada kullanılacak özniteliklerin, farklı kiplenim türleri için örtüşmeyen aralıklarda değerler alması gerekir. Bir öznitelik için iki farklı sınıf belirlendiğinde ve özniteliklerin bir kiplenim için alabileceği değerler rasgele değişkenler olarak düşünüldüğünde, %100 doğru sınıflandırma için iki sınıfa ait öznitelik olasılık yoğunluk işlevlerinin birbiriyle örtüşmemesi gerekir. Ancak kimi durumlarda sinyale karışan kanal gürültüsü veya alınan sinyale girişim sebebiyle olasılık yoğunluk işlevleri örtüşebilir. Bu durumda hatalı sınıflandırma olasılığını enküçülterek en uygun eşik değer seçimi yapılır. Bir kiplenim kümesini iki örtüşmeyen, eşit önsel olasılıklı A ve B altkümelerine ayırmak için kullanılan karar kuralı;

$$KF \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} A \\ B \end{matrix} x_{opt}$$

şeklinde. Burada KF öznitelik için ölçülen değer, x_{opt} ise hatalı sınıflandırma olasılığını enküçülten eşik değeridir. En uygun eşik değer $M(x)$ maliyet işlevine bağlı eniyileme probleminin çözümüdür.

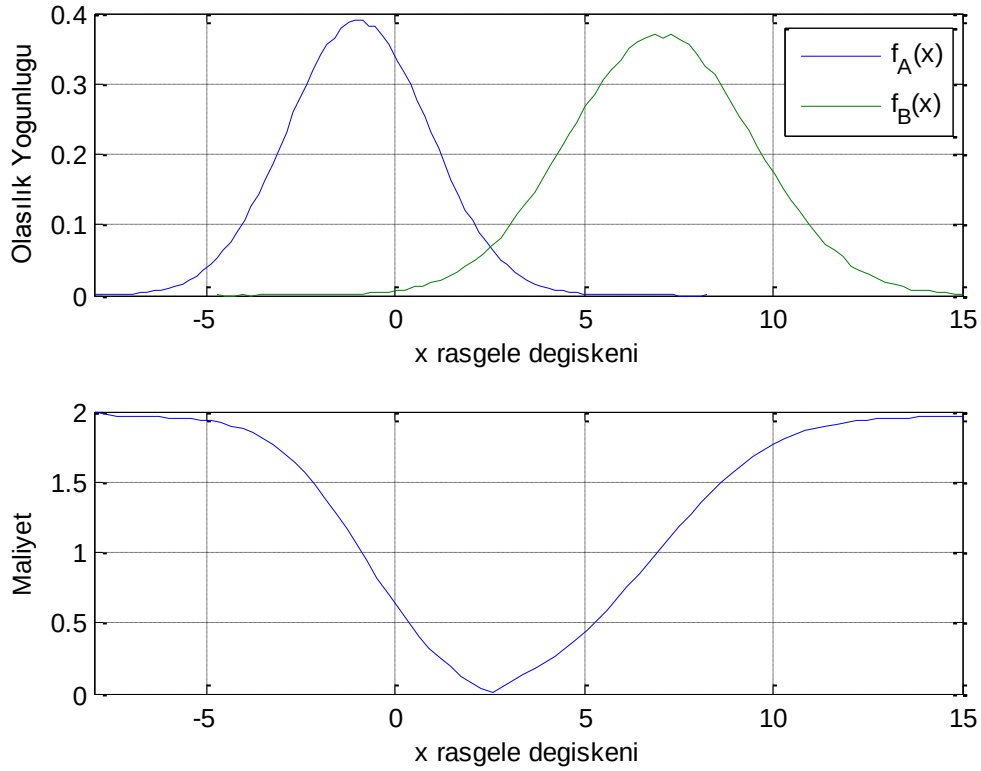
$$x_{opt} = \arg \min_x \{M(x)\}$$

$M(x)$ maliyet işlevi ise,

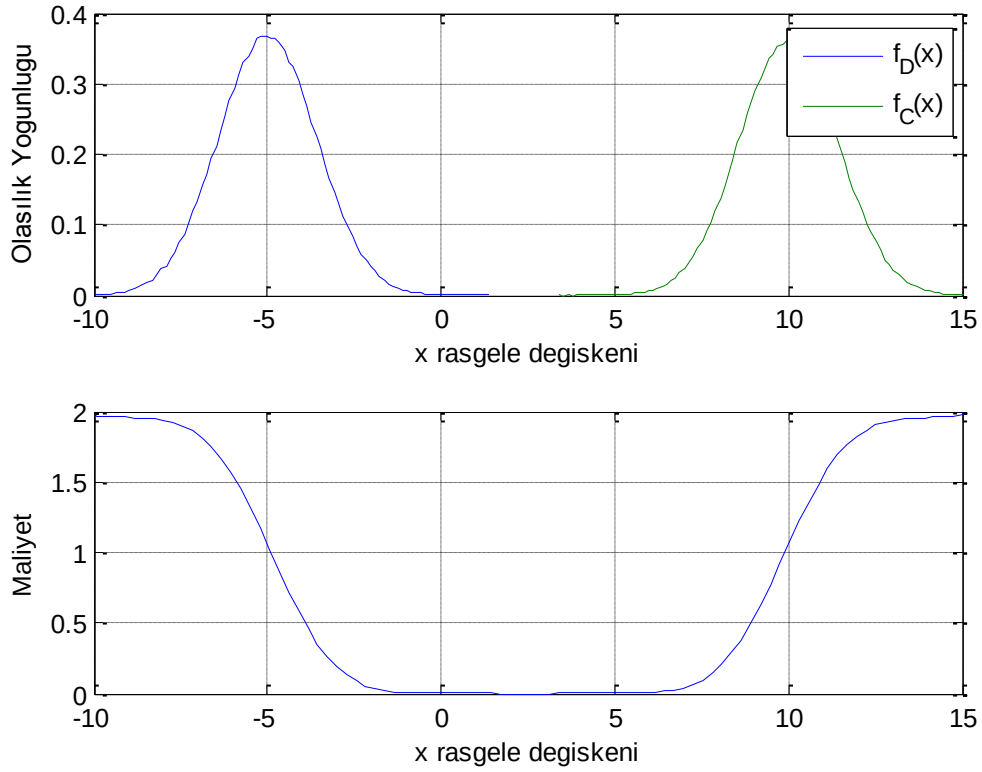
$$M(x) = \frac{\Pr(A(x) | B)}{\Pr(A(x) | A)} + \frac{\Pr(B(x) | A)}{\Pr(B(x) | B)} + |\Pr(A(x) | B) - \Pr(B(x) | A)| \quad (4.10)$$

olarak tanımlanır.

Örneğin $A \sim N(7,6)$ ve $B \sim N(-1,3.5)$ normal dağılıma sahip rasgele değişkenler olsun Şekil 4.2'de görüldüğü gibi iki dağılım bazı noktalarda birbiri ile örtüşmektedir ve bu durumda maliyet işlevini enküçülten en uygun eşik değer $x_{opt} = 2.5$ dir. Eğer Şekil 4.3'te verilen $C \sim N(10,2)$ ve $D \sim N(-5,2)$ gibi örtüşmeyen olasılık yoğunluk işlevlerine sahip rastgele değişkenler sınıflandırılacaksa, $M(x)$ maliyet işlevini enküçülten x_{opt} değeri tek bir değer değil bir aralık olacaktır. Sıradüzensel karar ağacı sınıflandırıcı için karar düğümlerinde kullanılacak en uygun eşik değerlerin belirlenmesinde bahsedilen yöntem kullanılmıştır. Maliyet işlevini enküçülten x_{opt} değeri bir aralık olduğunda aralığın ortası eşik değer olarak belirlenmiştir.



Şekil 4.2 A ve B'nin olasılık yoğunluk ve maliyet işlevleri



Şekil 4.3 C ve D'nin olasılık yoğunluk ve maliyet işlevleri

4.4 Enküçük Uzaklık Sınıflandırıcı

Bu sınıflandırıcı türünde, sınıflandırmada kullanılan N tane öznelilik ile her bir kiplenim türü için N boyutlu uzayda bir referans kümesi oluşturulur. Enküçük uzaklık sınıflandırıcı işleminde amaç, kiplenim türü bilinmeyen sinyalden elde edilen özneliliklerin N boyutlu uzayda oluşturduğu noktanın hangi referans kümeye daha yakın olduğunu bulmaktır. Burada noktalar arası uzaklık Düzgelenmiş Euclid Uzaklığı'na göre hesaplanmalıdır. Düzgelenmiş Euclid Uzaklığı eşitlik (4.11)'de verildiği şekilde hesaplanır [15].

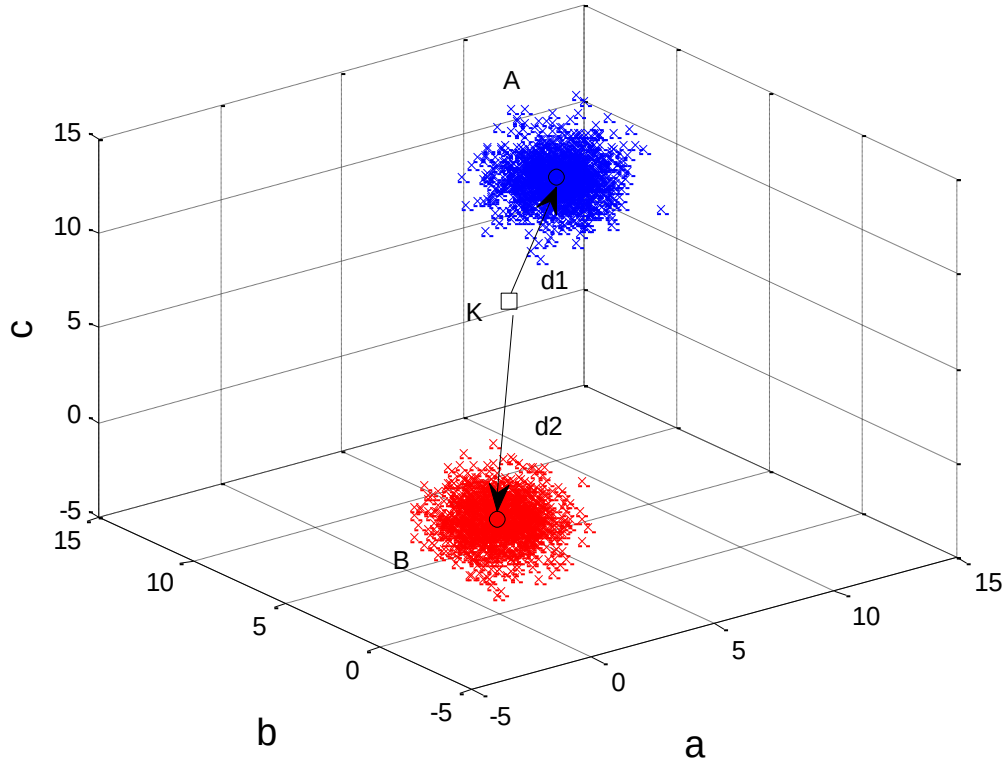
$$d(\vec{x}) = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \mu_i)^2}{\sigma_i^2}} \quad (4.11)$$

Formülde $\mathbf{x}$ vektörü N tane özneliliği içermektedir. Örneğin $N=3$ ve öznelilikler (a,b,c) olarak düşünüldüğünde eşitlik (4.11)

$$d(\vec{x}) = \sqrt{\frac{(x_a - \mu_a)^2}{\sigma_a^2} + \frac{(x_b - \mu_b)^2}{\sigma_b^2} + \frac{(x_c - \mu_c)^2}{\sigma_c^2}} \quad (4.12)$$

olarak yazılabilir. Formülde geçen x_a bilinmeyen kiplenim türünden, a özniteliği için elde edilen sonucu, μ_a , referans sinyalden a özniteliği için hesaplanmış sonucun ortalama değerini, σ_a ise referans sinyalden a özniteliği için hesaplanmış sonucun standart sapmasını ifade etmektedir. Benzer terimler b ve c öznitelikleri için de aynı şekilde kullanılmıştır. Bu formül ile bilinmeyen kiplenim türünden elde edilen özniteliklerin oluşturduğu noktanın, referans kümelerin orta noktalarına olan uzaklıkları hesaplanmış olur [16].

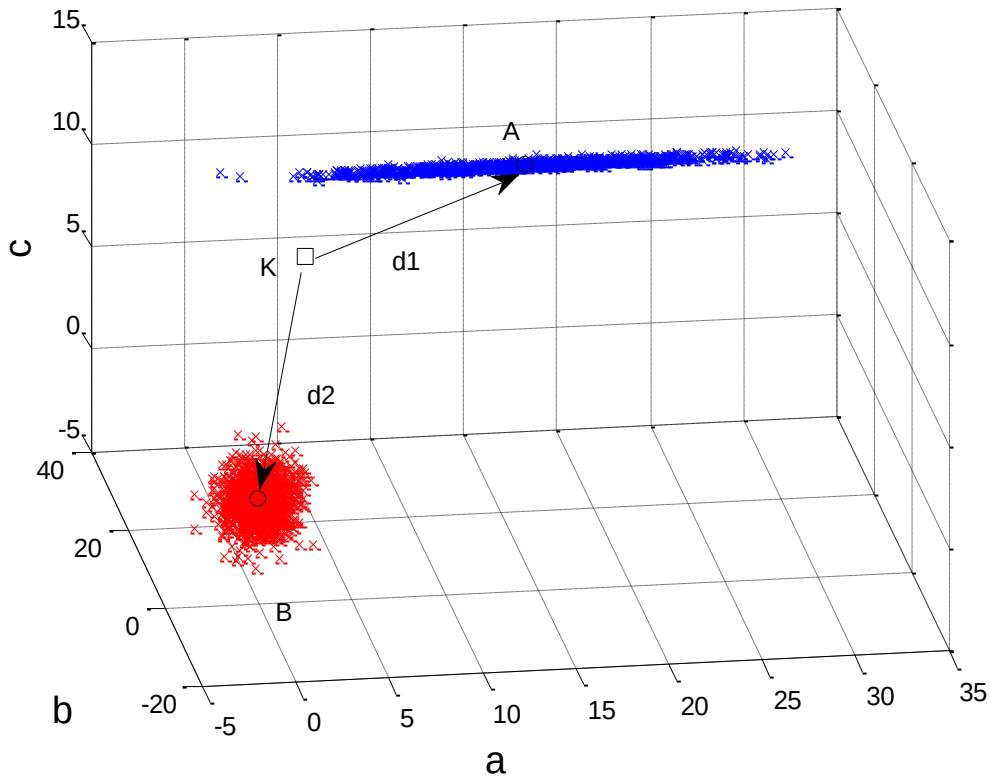
Eşitlik (4.11)'de verilen formülde, klasik Euclid uzaklığı yerine referans kümenin standart sapmasına göre bir düzgeleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu işlem değişikliği benzer veya aynı olmayan referans kümelerinin değişimlerini birbirine eşitlemek için kullanılmıştır [17].



Şekil 4.4 Değişimleri eşit referans kümeleri

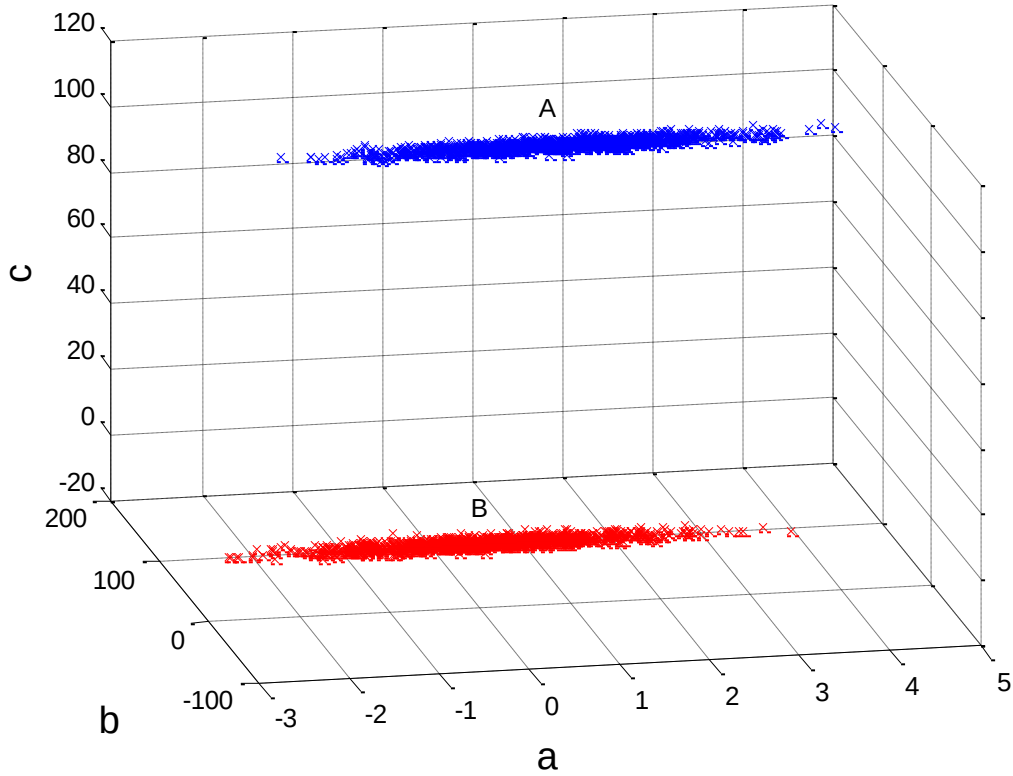
Şekil 4.4'te, değışintileri eşit olan iki referans küme verilmiştir. K noktası (x_a, x_b, x_c) , bilinmeyen kiplenim türünden hesaplanmış özniteliklerden elde edilmiştir. d_1 ve d_2 uzaklıkları ise K noktasının A ve B referans kümelerinin orta noktalarına olan uzaklıklarını göstermektedir. Böyle bir durumda Euclid uzaklığı kullanılabilir bir yöntemdir. Çünkü her iki kümede yer alan elemanlar yaklaşık olarak aynı değer aralıklarında değışmektedir. Bu sayede K noktasından referans kümelerin orta noktalarına hesaplanan Euclid uzaklığı, K noktasının hangi kümeye ait olduğunu hakkında doğru sonuç verecektir.

Ancak kimi durumlarda hesaplanan özniteliklerin hepsi aynı veya benzer değışintiye sahip olamayabilir. Bu durumda klasik Euclid uzaklığı hesabı hatalı sonuç verecektir. Çünkü bir referans kümesinin değışintisi büyüdükçe, K noktasının bu kümenin orta noktasına olan uzaklığı otomatik olarak artacaktır. Örneğin Şekil 4.5'te K noktası A kümesine ait bir nokta olsa bile, Euclid uzaklık hesabına göre $d_1 > d_2$ olacağından K noktası B kümesinin bir elemanı olarak hatalı bir şekilde sınıflandırılacaktır.



Şekil 4.5 Değışintileri farklı referans kümeleri

Bu nedenle enküçük uzaklık sınıflandırıcı methodunda, uzaklık hesabı için eşitlik (4.11)'de verilen, değışintiye göre düzgelenmiş Euclid uzaklık formülasyonu kullanılmıştır. Çünkü yapılan çalışma sonucunda sınıflandırma işleminde kullanılan γ_{max} , σ_{dp} ve P özniteliklerinin değışintilerinin birbirlerinden oldukça farklı oldukları gözlenmiştir. Bu sonuçlara Bölüm 5.5'de yer verilmiştir.



Şekil 4.6 A ve B kümeleri değışintiye göre düzgelendikten sonra

Şekil 4.6'da değışintileri farklı A ve B kümelerinin, düzgeleme işleminden sonraki görüntüleri gösterilmektedir. Şekilde görüldüğü gibi kümeler değışintilerine göre düzgelendikten sonra enküçük uzaklık sınıflandırıcısı için kullanılabilir hale gelmiştir. Bu aşamadan sonra üç boyutlu uzayda herhangi bir noktanın, düzgelenmiş kümelerin orta noktalarına olan klasik Euclid uzaklığı, bu noktanın hangi kümeye ait olduğu hakkına doğru bilgi verecektir.

4.5 Destek Vektör Makinaları

Destek Vektör Makinaları (DVM) istatistiksel öğrenme teorisine dayalı bir kontrollü sınıflandırma algoritmasıdır [19]. DVM iki sınıflı verilerin ayrıştırılmasında kullanılan bir yöntem olarak tasarlanmıştır. Ancak daha sonra çok sınıflı verilerin ayrıştırılmasında DVM kullanılmasına yönelik algoritmalar geliştirilmiştir [24]. DVM'nin amacı iki sınıfı birbirinden ayırabilen en uygun hiperdüzlemi tanımlamaktır [20],[21]. Ayrıştırılmaya çalışılan verilerin durumuna göre doğrusal ayrılabilen veriler için DVM ve doğrusal ayrılamayan ayrılamayan veriler için DVM olmak üzere iki yaklaşım bulunmaktadır. Burada doğrusal ayrılabilirlikten kasıt, iki veri kümesini hiç hata yapmadan ayıran doğrusal bir düzlemin bulunmasıdır.

4.5.1 Doğrusal Ayrılabilen Veriler için DVM

Destek Vektör Makinalarında amaç $\{-1,+1\}$ şeklinde sınıf etiketleri ile gösterilen iki sınıfa ait verilerin, eğitim verisinden elde edilen bir fonksiyon yardımıyla, birbirinden ayrılmasıdır. Eğitim verisinden elde edilen fonksiyon, ayrıştırılmak istenen iki kümeyi ayıran en uygun hiperdüzlemi bulmayı amaçlar. Aslında iki kümeyi birbirinden ayırabilecek birden fazla hiperdüzlem bulunabilir. Ancak DVM ile iki kümede yer alan en yakın noktalar arasındaki uzaklığı maksimuma çıkaran hiperdüzlem bulunur [22].

Doğrusal olarak ayrılabilen iki sınıflı bir sınıflandırma işleminde, DVM'nin eğitimi için k sayıda örnekten oluşan eğitim verisinin $\{x_i, y_i\}$, $i = 1, \dots, k$ olduğu kabul edilirse, en uygun hiperdüzleme ait eşitsizlikler,

$$\mathbf{w}^T x_i + b \geq +1 \quad \text{her } y = +1 \text{ için} \quad (4.13)$$

$$\mathbf{w}^T x_i + b \leq -1 \quad \text{her } y = -1 \text{ için} \quad (4.14)$$

şeklinde ifade edilir. Burada $x \in R^N$ olup N boyutlu uzayı, $y \in \{-1,+1\}$ sınıf etiketlerini, w ağırlık vektörünü, b ise eğilim (bias) değerini göstermektedir. Enuygun hiperdüzlem belirlenirken, bu hiperdüzlemin sınırlarını oluşturacak ve ona paralel olacak iki hiperdüzlem daha belirlenir. Bu hiperdüzlemi oluşturan noktalar destek vektörleri olarak adlandırılır ve düzlemler,

$$\mathbf{w}^T x_i + b = \pm 1 \quad (4.15)$$

şeklinde ifade edilirler.

İki kümeyi birbirinden ayıran sınırın maksimuma çıkarılması için $\|\mathbf{w}\|$ ifadesinin minimum olması gerekir. Bunu daha iyi anlamak için, hiperdüzlemden bir veri noktası x_i 'ye olan bir d_i uzaklık ölçüsü tanımlanırsa,

$$d_i = \frac{\mathbf{w}^T x_i + b}{\|\mathbf{w}\|} \quad (4.16)$$

olur. Eşitlik (4.13) ve (4.14), $y_i(\mathbf{w}^T x_i) + b - 1 \geq 0$ şeklinde ifade edilebilir. Bu durumda eşitlik (4.16) verilen formülde yerine yazılırsa,

$$y_i d_i \geq \frac{1}{\|\mathbf{w}\|} \quad (4.17)$$

olarak elde edilir ve eşitlik (4.17)'ye göre d_i uzaklığı maksimum yapılmak isteniyorsa $\|\mathbf{w}\|$ ifadesinin minimum olması gerekmektedir [23].

Bu durumda,

$$\min \left[\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \right] \quad (5.18)$$

$$\text{kısıt} \quad y_i(\mathbf{w}^T x_i + b) - 1 \geq 0 \quad \text{ve} \quad y_i \in \{-1, +1\}$$

probleminin çözülmesi gerekir.

4.5.2 Doğrusal Ayrılamayan Veriler için DVM

Pek çok sınıflandırma işleminde, verilerin doğrusal olarak ayrılması mümkün olmamaktadır. Bu nedenle, eğitim verilerinden bir kısmının oluşturulan hiperdüzlemin diğer tarafında kalmasına mücadele edilir. Hiperdüzlemin diğer tarafında kalan verilerin etkisi ζ_i değişkeni kullanılarak probleme yansıtılır. Sınırın maksimum, yanlış sınıflandırma hatalarının minimumda tutulması C ile ifade edilen bir ceza parametresi ile kontrol edilir. C parametresi ise $0 < C < \infty$ aralığında

seçilir. $C = \infty$ olarak seçildiğinde, DVM modeli sadece doğrusal olarak ayrılabilen veriler için kullanılabilir. Doğrusal ayrılamayan veriler için çözülmesi gereken problem,

$$\min \left[\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^r \xi_i \right] \quad (4.19)$$

$$\text{kısıt} \quad y_i (\mathbf{w}^T \phi(x_i) + b) - 1 \geq 1 - \xi_i \quad \text{ve} \quad \xi_i > 0, \quad i = 1, \dots, N$$

olarak ifade edilir. $\phi(x_i)$, doğrusal olarak ayrılamayan x_i verilerinin yüksek boyutlu uzaya haritalanmış halini ifade eder. Böylece verilerin doğrusal olarak ayrımını yapan bir hiperdüzlem elde edilebilir. Destek vektör makinaları, $K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ şeklinde ifade edilen bir çekirdek fonksiyonu yardımıyla, doğrusal olmayan dönüşümler yapabilmekte ve verilerin yüksek boyutta doğrusal ayrımını yapmaya imkan sağlamaktadır. Kullanılan bazı çekirdek işlevleri aşağıda verilmiştir.

- Doğrusal: $K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$
- Çokterimli: $K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d, \quad \gamma > 0$
- Çapsal temel işlev (RBF):

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \quad \gamma > 0$$

- S-biçim: $K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r), \quad \gamma > 0$

Bu çalışmada, doğrusal ayrılamayan veriler için kullanılan destek vektör makinaları yaklaşımı ile birlikte doğrusal çekirdek işlevi kullanılmıştır. Eşitlik (4.19)'da verilen kısıtlarla enküçültme problemi incelendiğinde, artan C parametresinin ξ_i değişkenine daha fazla ağırlık yüklediği ve sınıflandırılan iki küme arasında daha katı bir ayrım yaptığı görülmektedir. Bununla beraber C parametresinin küçülmesi ve 0'a yaklaşması hatalı sınıflandırmayı arttıracaktır. Çalışmada C parametresi 0'dan 100'e kadar farklı değerler için test edilmiş ve başarımlar sonuçları baz alınarak $C = 1$ en uygun ceza parametresi olarak seçilmiştir.

5. BENZETİM ÇALIŞMALARI

Bu başlık altında, öncelikle, benzetim çalışmaları sırasında kullanılan referans sinyal, gürültü sinyali, kiplenim indeksi vs. gibi parametrelerin hesaplanma yöntemlerinden bahsedilmiştir. Sonrasında ise belirtilen yöntemlerle yapılmış benzetim çalışmalarının sonuçlarına ve sonuçlarla ilgili değerlendirmelere yer verilmiştir.

5.1 Referans Sinyal Üretme

Kiplenim sınıflandırma işleminde, daha önceki bölümlerde de bahsedildiği gibi, karar ağacı yapılarında eşik değer tayini yapmak için, en küçük uzaklık sınıflandırıcılarda referans kiplenim kümelerini oluşturmak için ve destek vektör makinalarında eğitim verisi olarak kullanmak için referans bir sinyal üretmek gerekmektedir. Sınıflandırılan kiplenim türleri genellikle ses sinyallerinin iletişimde kullanıldığı için, üretilen referans sinyal en büyük frekans bileşeni 10 kHz olacak şekilde üretilen anlamsız bir ses sinyalidir. 10 kHz seçimindeki neden, ses sinyallerinin yaklaşık olarak bu banda kadar bileşenlerinin bulunmasıdır. Bu sinyal üretilirken izlenen adımlar aşağıda verilmiştir [1],

- İlk olarak bir örnek(uniform) dağılımlı rasgele sayı üreticiden, N_s bağımsız değerden $\{n(i)\}$ dizisi üretilmiştir.
- Daha sonra, $n(i)$ dizisi kullanılarak, birinci dereceden özbağlanımlı (auto-regressive) model ile eşitlik (5.1)'de verilen bir diğer $\{x_m(i)\}$ dizisi üretilmiştir.

$$x_m(i) = \rho x_m(i-1) + n(i), \quad x_m(0) = 0 \quad (5.1)$$

- Formülde geçen ρ katsayısı, eşitlik (6.2)'de verilen birinci dereceden özbağlanımlı modelin düzgelenmiş spektral güç yoğunluğu formülüne göre hesaplanır.

$$\gamma = \frac{(1-\rho)^2}{1 + \rho^2 - 2\rho \cos\left(\frac{2\pi f}{f_s}\right)} \quad (5.2)$$

Eşitlik (5.2)'nin sağ tarafı $\frac{1}{2}$ 'ye eşitlendiğinde ve $f = 5\text{kHz}$, $f_s = 1000\text{kHz}$ olarak yazıldığında $\rho = 0.9686$ olarak elde edilir. Eşitliğin sağ tarafını $\frac{1}{2}$ 'ye eşitlemedeki amaç bu model ile üretilen sinyalin spektrumunun gücünün yarıya düştüğü noktayı bulmaktır. Yani spektrumun 3dB band genişliğini 5kHz yapan ρ değeri hesaplanmıştır.

- Son olarak eşitlik (5.1)'e göre üretilen sinyal, 10kHz frekansında sonlanmaya sahip bir filtre ile filtrelendir. Böylece eşik değeri belirleme ve referans kümeleri oluşturmada kullanılacak referans sinyal üretilmiş olur.

5.2 Kiplenim İndekslerini Hesaplama

Bölüm 2'de anlatılan kiplenim türleri içerisinde AM ve FM kiplenimlerinde geçen m ve K_f katsayıları belli bir kurala göre hesaplanmıştır. Bu katsayıları hesaplamak için kullanılan formüller eşitlik (5.3) ve (5.4)'te verilmiştir.

$$Q = \frac{m\{[x(t)]_{\max} - [x(t)]_{\min}\}}{2A + m\{[x(t)]_{\max} + [x(t)]_{\min}\}} \quad (5.3)$$

Formülde geçen Q ifadesi, AM kiplenim derinliğini, A terimi AM kiplenimde kullanılan taşıyıcının büyüklüğünü, $x(t)_{\max}$ ve $x(t)_{\min}$ de mesaj sinyalinin enbüyük ve enküçük değerlerini ifade etmektedir. Eşitlik (6.3) kullanılarak istenen kiplenim derinliğine göre m katsayısı hesaplanır. Yapılan benzetim çalışmalarında, $Q=0.5$ olacak şekilde m katsayısı hesaplanmıştır.

$$K_f = \frac{2\pi f_x D}{[x(t)]_{\max}} \quad (5.4)$$

Eşitlik (5.4)'te de FM kipleniminde kullanılan K_f frekans değişintisini hesaplamak için kullanılan formül verilmiştir. Formülde geçen D terimi FM kiplenim indeksini vermektedir. $x(t)_{\max}$ ifadesi ise mesaj sinyalinin enbüyük değerini vermektedir. Benzetim çalışmalarında $D=0.5$ olarak seçilmiştir.

5.3 Gürültü Sinyali ve SNR Hesabı

Bu çalışmada incelenen kiplenim sınıflandırıcıların performans hesaplarında kullanılan gürültü sinyali, geçirme bandı Gauss gürültüsüdür. Üretilen gürültü sinyalinin ortalaması sıfırdır ve sinyal normal dağılıma sahiptir. Kiplenim sınıflandırma işlemine giren $N_s = 2048$ noktadan oluşan her bölüt için ayrı gürültü üretilir. Üretilen gürültünün SNR ile olan ilişkisi eşitlik (5.5)-(5.7)'de verilen şekilde hesaplanır.

$$R_{sn} = \sqrt{\frac{S_p}{N_p}} \left[10^{\frac{-SNR}{20}} \right] \quad (5.5)$$

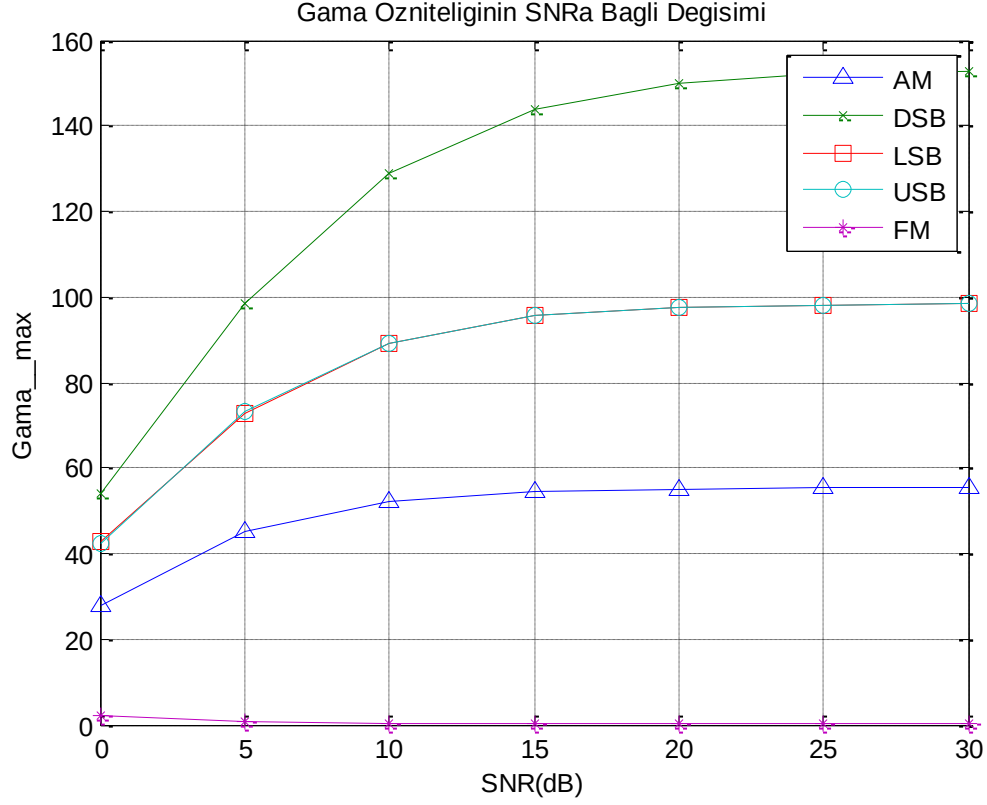
$$S_p = \sum_{i=1}^N s^2(i) \quad (5.6)$$

$$N_p = \sum_{i=1}^N n^2(i) \quad (5.7)$$

Yukarıdaki eşitliklerde, R_{sn} , üretilen gürültü sinyalinin çarpılacağı katsayıdır. Sıfır ortalama ve normal dağılıma sahip gürültü, bu katsayı ile çarpılarak uygun SNR seviyesi elde edilir. S_p ve N_p ise ayrı ayrı sinyalin ve gürültünün N nokta üzerindeki enerjisini ifade etmektedir.

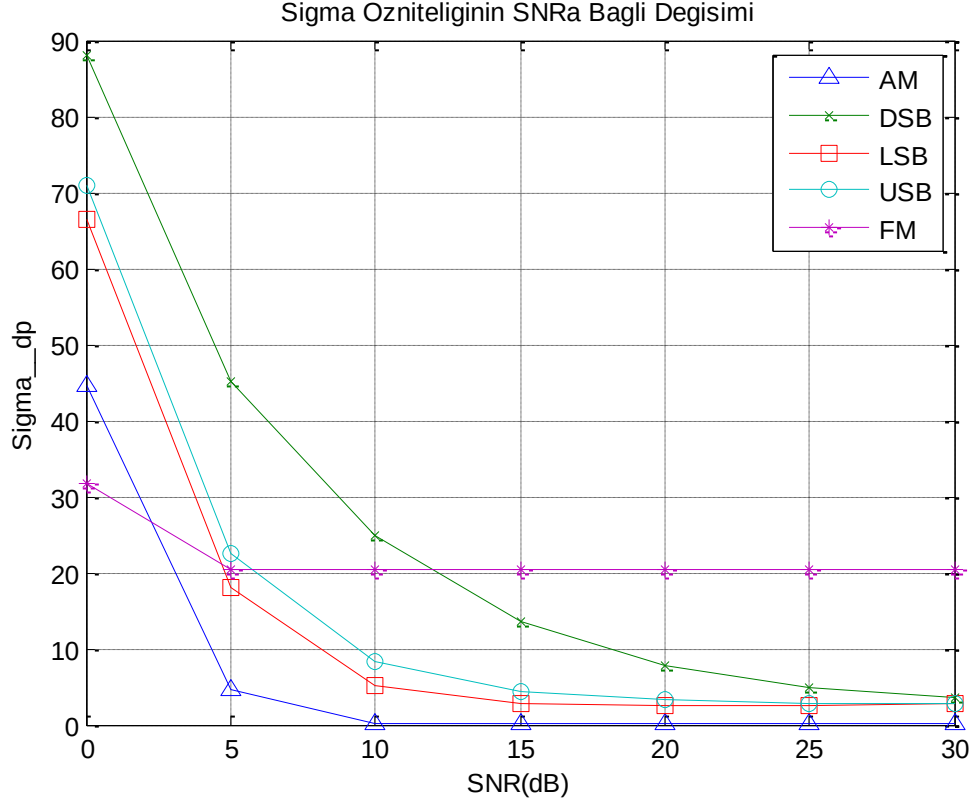
5.4 Öznitelik - SNR İlişkisi

Kiplenim sınıflandırma işleminde kullanılan özniteliklerin bazı özelliklere sahip olması gerekmektedir. Bu özelliklerden en önemlisi, seçilen özniteliğin kiplenim türü değişikçe değişmesi, ancak SNR değişimlerinden mümkün olduğunca az etkilenmesidir. γ_{max} , σ_{dp} ve P özniteliklerinin her kiplenim türü için SNR'a bağlı değişimleri Şekil 5.1, Şekil 5.2 ve Şekil 5.3'de verilmiştir.



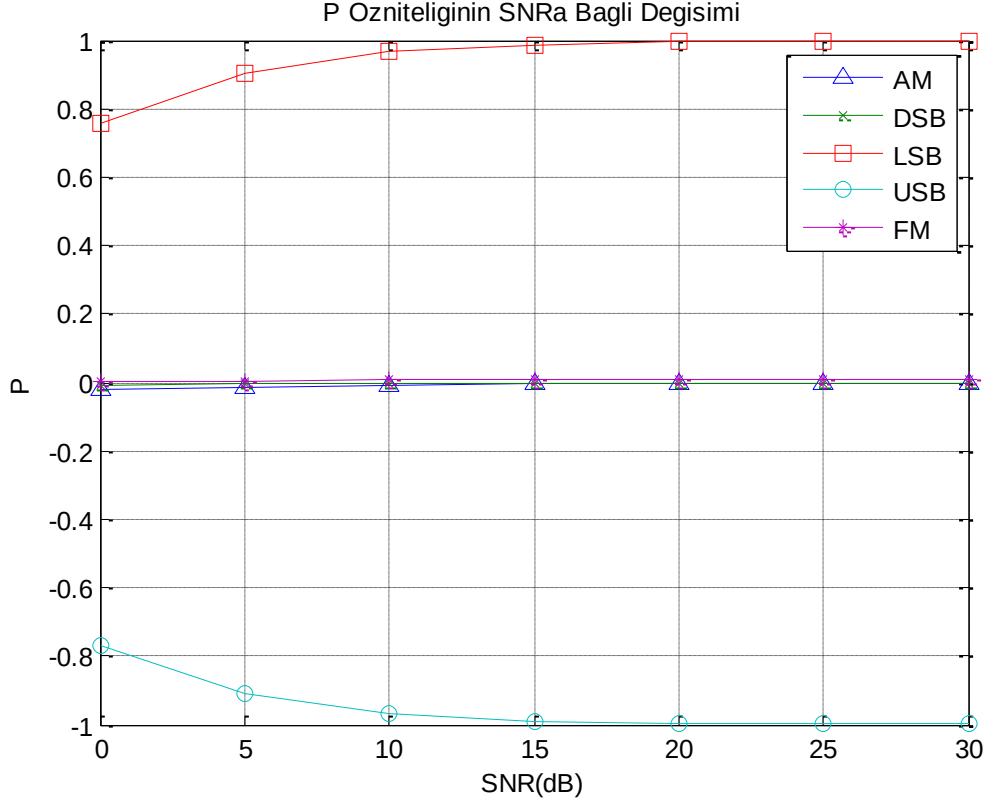
Şekil 5.1 γ_{max} özniteliğinin SNR'a bağlı değişimi

Şekil 5.1'de γ_{max} özniteliğinin, beş farklı kiplenim türü için, SNR'a bağlı değişimi görülmektedir. Bilindiği gibi γ_{max} özniteliği, FM kiplenim türünü diğer kiplenim türlerinden ayırt eden bir öznitelik olarak kullanılmaktadır. Çünkü bu öznitelik anlık genlik parametresi üzerinden hesaplanır ve FM kiplenimde anlık genlik parametresinde herhangi bir bilginin taşınmamaktadır. Diğer kiplenim türlerinde ise anlık genlik mesaj sinyaline göre değişkenlik göstermektedir. Yukarıdaki şekilde de bu ayrım net bir şekilde gözlenmektedir. FM kiplenim türüne ait γ_{max} verileri, özellikle 10 dB ve üstündeki SNR oranları için, sıfıra yakın değerler almaktadır. Ancak diğer kiplenim türlerinde γ_{max} özniteliğinin aldığı değerler sıfırın çok üzerindedir.



Şekil 5.2 σ_{dp} özniteliğinin SNR'a bağlı değişimi

Şekil 5.2'de σ_{dp} özniteliğinin SNR'a bağlı değişimi gözlenmiştir. Bu öznitelik anlık faz parametresi üzerinden hesaplanmaktadır. AM kipleniminden elde edilen σ_{dp} verilerinin sıfıra yakın değerler aldığı, diğer kiplenim türlerinin σ_{dp} özniteliği için aldığı değerlerin sıfırdan farklı oldukları gözlenmektedir. AM kiplenim için σ_{dp} özniteliğinin sıfıra yakın değerler almasının nedeni, bu kiplenim türünde anlık faz verisinin herhangi bir bilgi içermemesidir. Bunun yanında σ_{dp} özniteliğinin 10 dB ve üzerindeki SNR oranlarında, AM kiplenim için sıfıra yakın değerler almaya devam ettiği görülmektedir. Bu sonuç kullanılan σ_{dp} özniteliğinin belli bir gürültü seviyesinin altında, SNR değişiminden etkilenmediğinin göstergesidir.



Şekil 5.3 P özniteliğinin SNR'a bağlı değişimi

Şekil 5.3'de beş farklı kiplenim türü için, P özniteliğinin SNR'a bağlı değişimi gösterilmektedir. Bölüm 5'de de anlatıldığı gibi, P özniteliği, kiplenmiş sinyalin spektrum simetrisinin bir ölçütüdür. Spektrumda simetrik sıfır frekans etrafında olan sinyaller için bu değer sıfıra yakinken, simetrik olmayan sinyaller için $[-1,1]$ aralığında değerler almaktadır. Yukarıdaki şekilde bu sonucu doğrulamaktadır. LSB ve USB kiplenmiş sinyaller, SNR oranına bağlı olarak, 1 ve -1, değerlerine yakınsarken, diğer kiplenim türleri sıfıra yakın değerler almaktadır. SNR oranı düştükçe, LSB ve USB kiplenim türlerinde P özniteliğinin 1 ve -1 değerlerinden uzaklaşmasının sebebi, gürültü nedeniyle, spektrum simetrisinin bozulmasıdır. Spektrumun her frekansındaki bileşenlerin gücünü arttıran gürültü, P özniteliğinin değerini sıfıra yaklaştırmaya başlar.

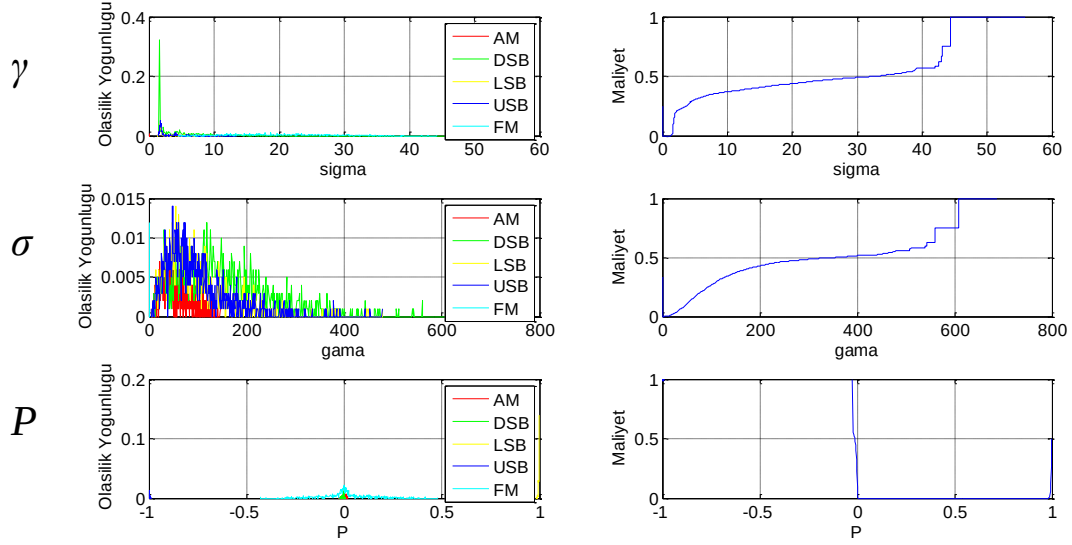
5.5 Referans Sinyalden Elde Edilen Öznitelikler

Önceki bölümlerde de bahsedildiği gibi, sınıflandırmada kullanılacak öznitelikleri hesaplamak için bir referans sinyal oluşturulmuştur. Bu sinyal hem karar ağacı

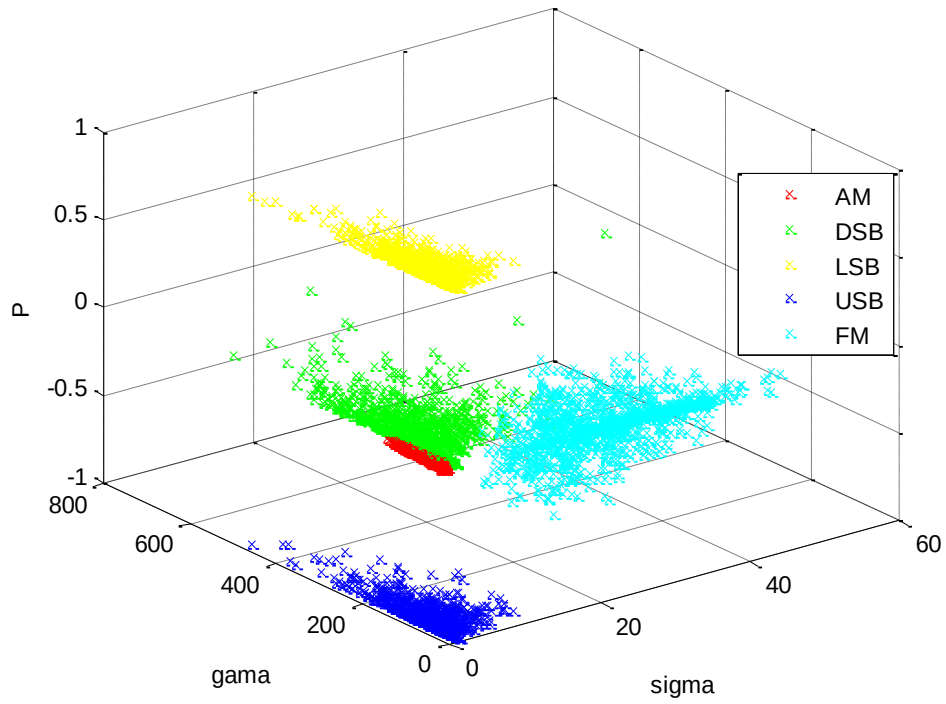
yapılarında eşik değeri belirlemek için, hem en küçük uzaklık sınıflandırıcılarda referans kiplenim kümelerini oluşturmak için, hem de destek vektör makinalarında eğitim verisini elde etmek için kullanılmıştır.

Karar ağacı yapılarında eşik değeri belirleme işlemi Bölüm 4.3.1’de anlatılmıştır. Şekil 4.1’de verilen sınıflandırmada kullanılacak karar ağacı göz önüne alındığında, her bir karar noktası için, A ve B karar kümelerini oluşturmak gerekmektedir. Kullanılan karar ağacı üzerinde sırasıyla ilerlendiğinde, ilk olarak σ_{dp} özneliği ile ilgili karar düğümü ile karşılaşmaktadır. Bu noktada A kümesini, AM kiplenmiş sinyalden elde edilen σ_{dp} değerleri, B kümesini ise, diğer kiplenim türlerinden (DSB, LSB, USB, FM) elde edilmiş σ_{dp} değerleri oluşturmaktadır. Belirlenen eşik seviyesi de bu bilgi göz önünde bulundurularak hesaplanır. A kümesinden elde edilen σ_{dp} değerleri ve diğer kiplenim türlerinden elde edilen σ_{dp} değerleri, eşitlik (4.10)’da verilen maliyet işlevinin hesabında kullanılır. Buna göre hesaplanan maliyet işlevinde, maliyetin en küçük olduğu nokta eşik değeri olarak belirlenir. Karar ağacı üzerinde ilerlemeye devam edildiğinde γ_{max} özneliği ile ilgili bir karar düğümüne ulaşılmıştır. Bu noktada, artık AM kiplenime ait γ_{max} özneliğini hesaba katmak gerekmemektedir. Çünkü bir önceki karar düğümünde AM kiplenmiş sinyaller sınıflandırılmış ve bu karar düğümüne ulaşamamışlardır. Ancak AM kiplenime ait olup ilk karar düğümünde sınıflandırılamamış olan bazı bölütler olabilir. Bu bölütlerde yanlış kabul olarak sonuca yansıyacaktır. γ_{max} özneliğine dayalı karar düğümünde A kümesini FM kiplenimden elde edilen γ_{max} değerleri, B kümesini ise LSB, USB ve DSB kiplenim türlerine ait γ_{max} değerleri oluşturacaktır. Şekil 4.1’de verilen karar ağacında ilerlemeye devam edildiğinde bir sonraki karar düğümünde P özneliğine bağlı bir karar düğümü ile karşılaşmıştır. Bu noktada, A kümesini DSB kiplenimden elde edilen P değerleri, B kümesini ise USB ve LSB kiplenimlerinden elde edilen P değerleri oluşturmaktadır. Son olarak P özneliğinin işaretine dayalı bir karar düğümü bulunmaktadır. Bu noktada herhangi bir eşik belirleme işlemine ihtiyaç yoktur. İşaret belirlemek için kullanılan eşik değeri sıfırdır.

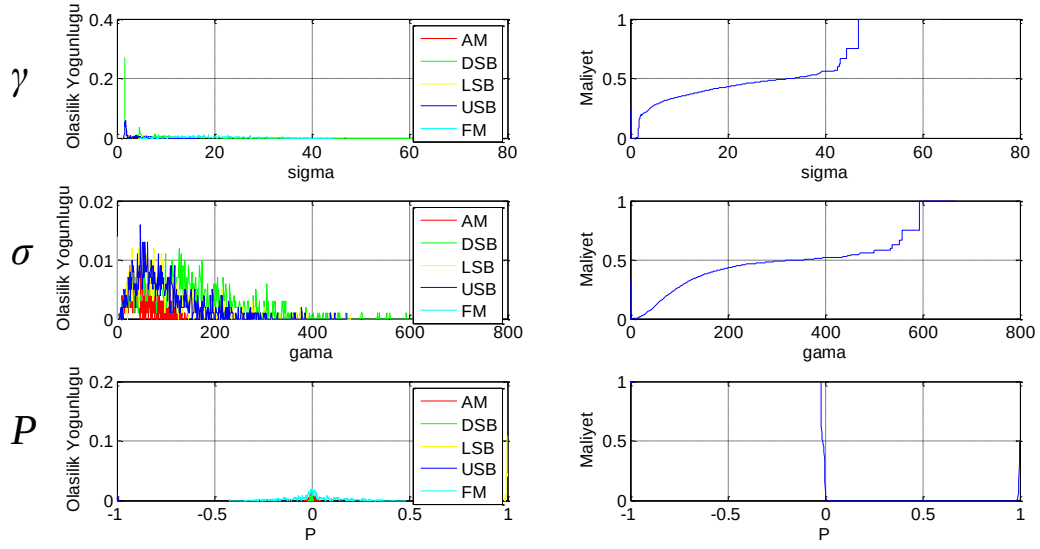
Verilen bilgiler ışığında bu bölümde referans sinyal üzerinden hesaplanan öznelitliklerin hem dağılım ve maliyet işlevleri, hem de üç boyutlu uzaydaki yerleşimleri, 30 dB'den 0 dB'ye kadar farklı SNR oranları için verilmiştir.



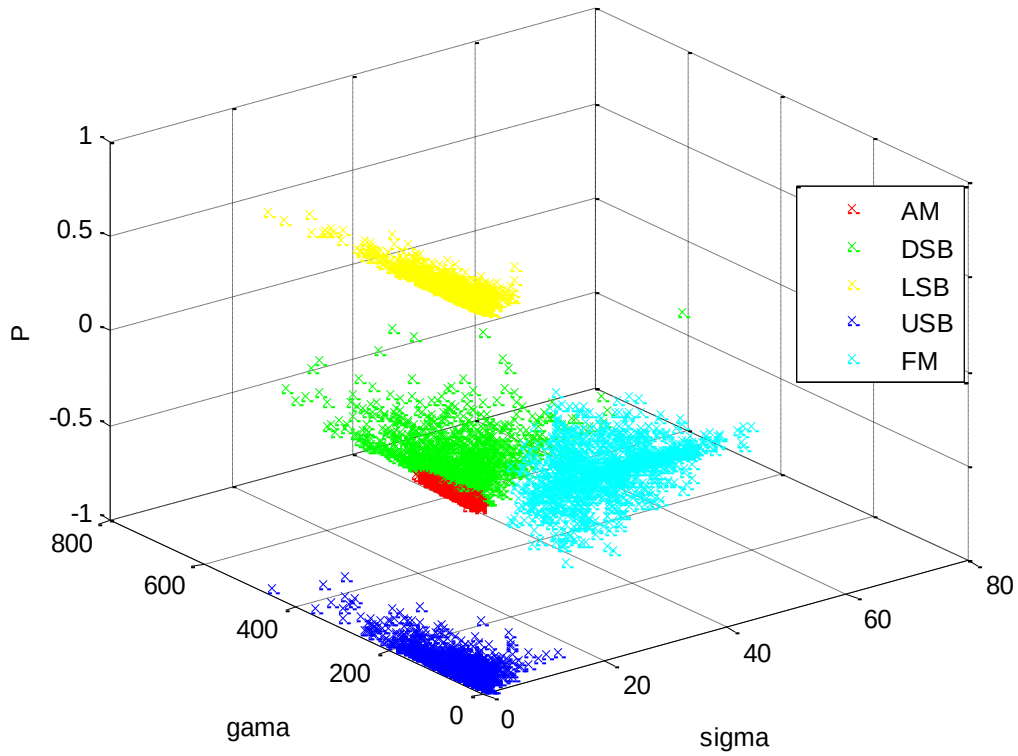
Şekil 5.4 SNR = 30 dB için öznelitliklerin dağılımı ve maliyetleri



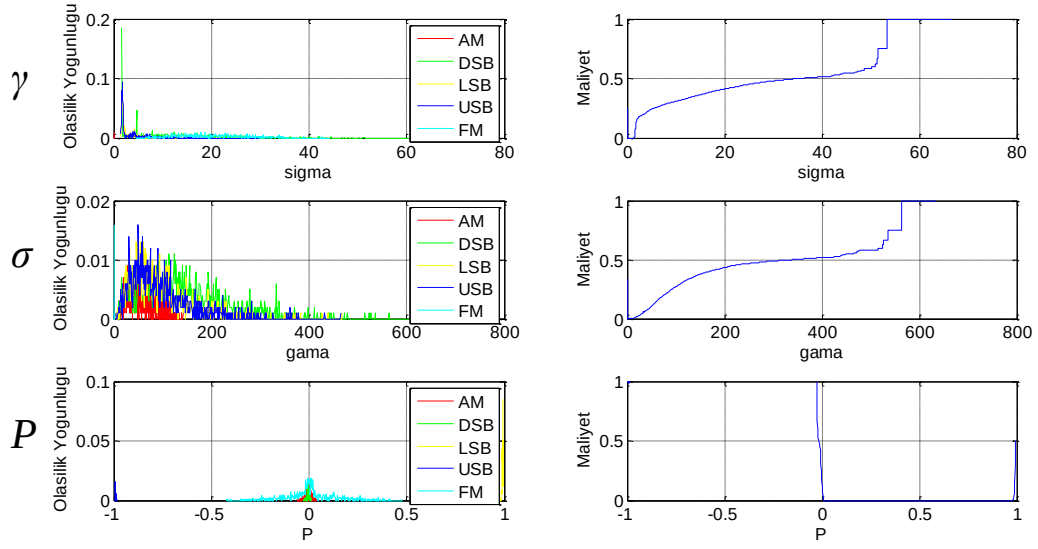
Şekil 5.5 SNR = 30 dB için öznelitliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi



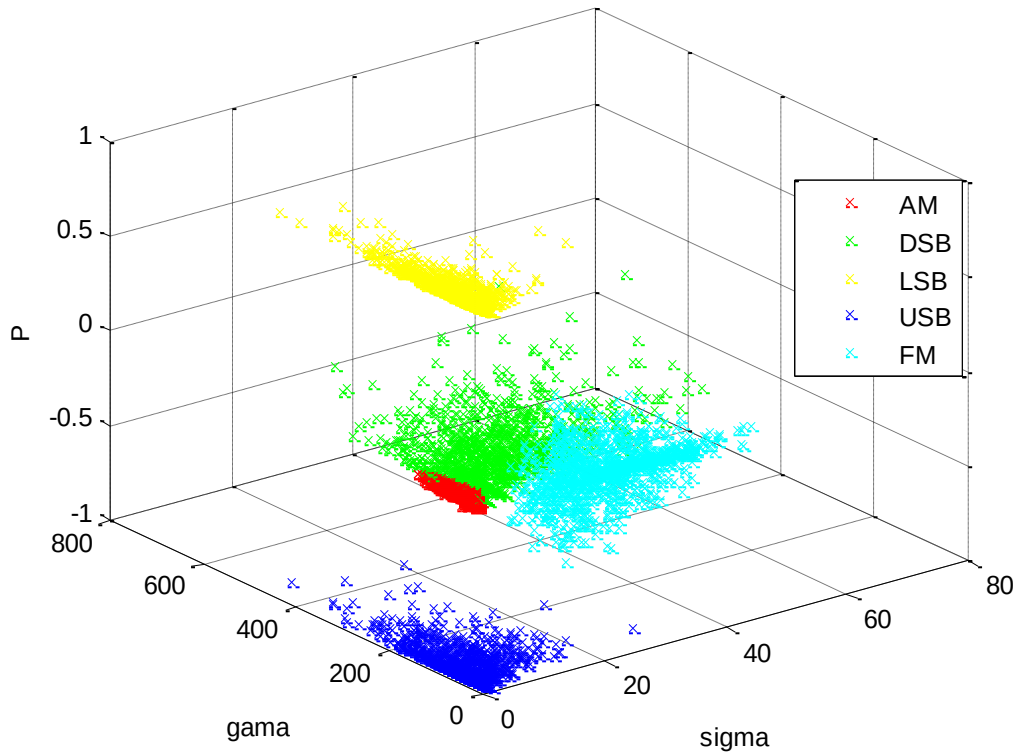
Şekil 5.6 SNR = 25 dB için özniteliklerin dağılımı ve maliyetleri



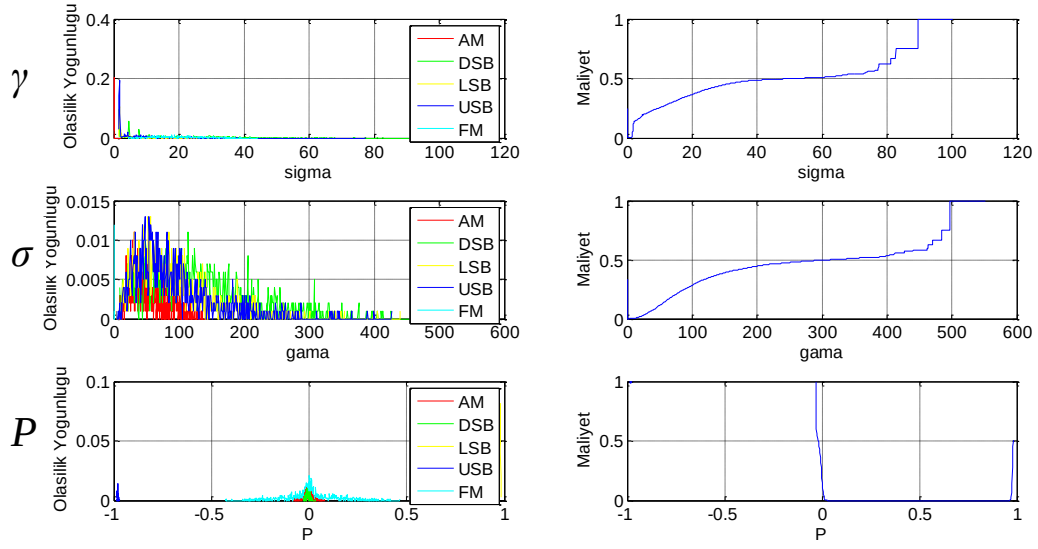
Şekil 5.7 SNR = 25 dB için özniteliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi



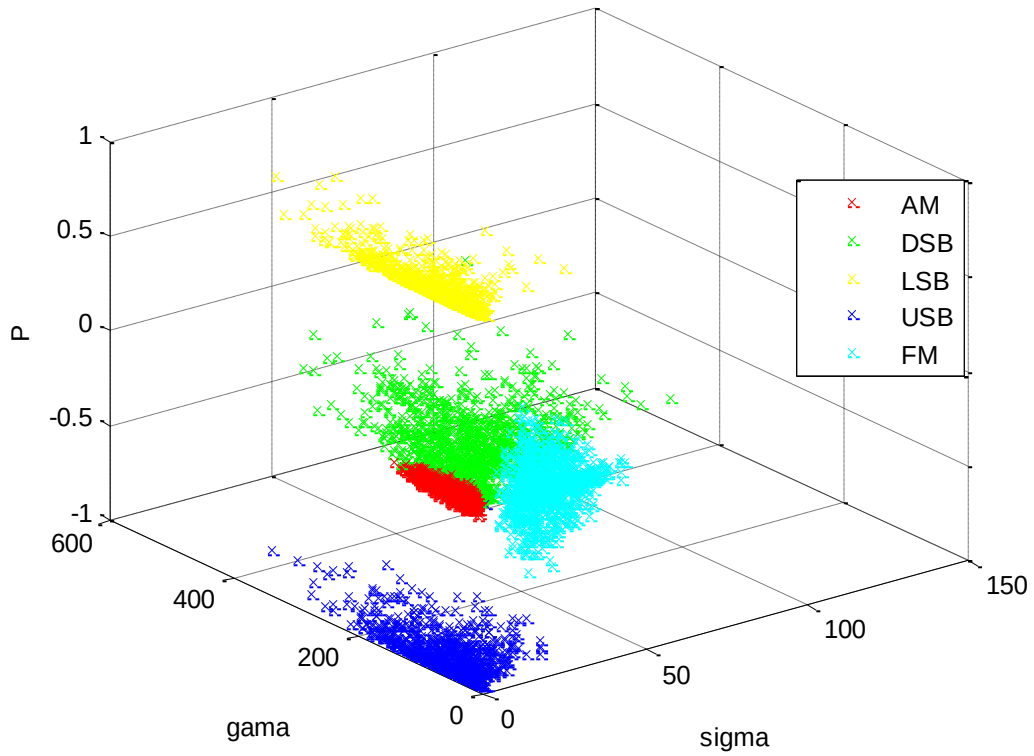
Şekil 5.8 SNR = 20 dB için özniteliklerin dağılımı ve maliyetleri



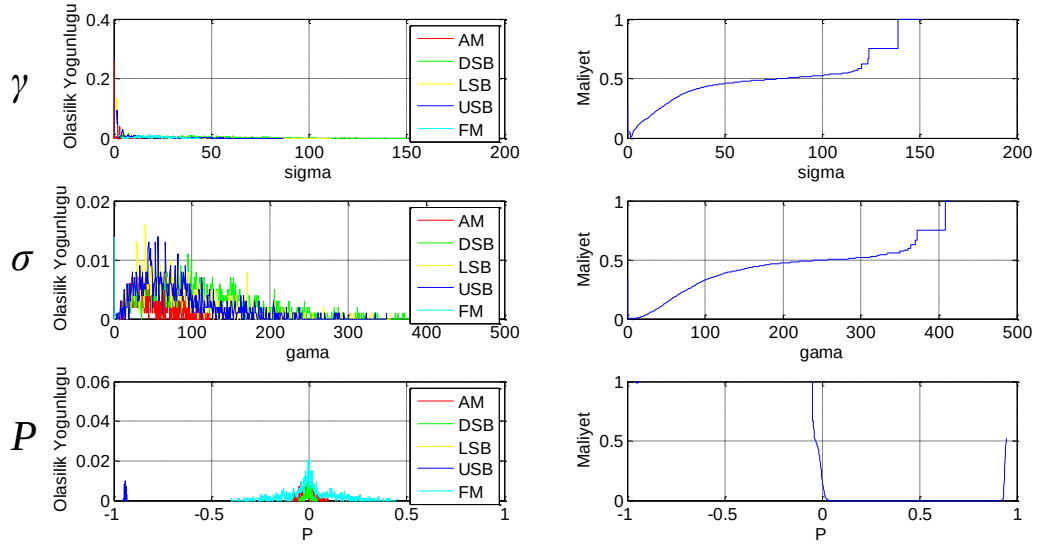
Şekil 5.9 SNR = 20 dB için özniteliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi



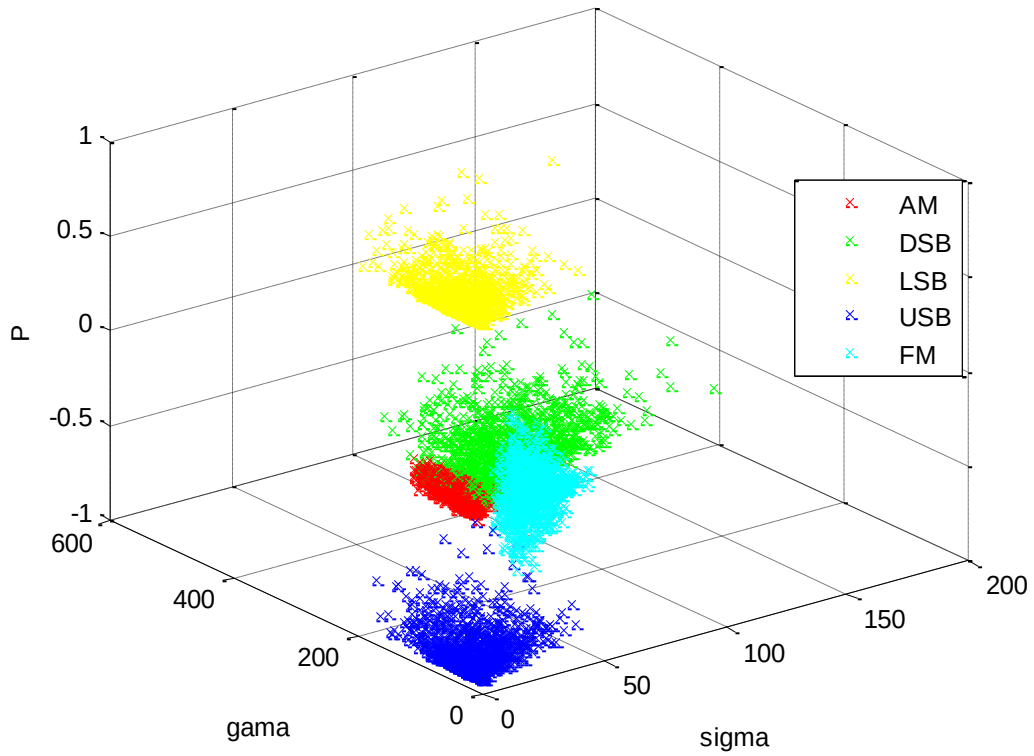
Şekil 5.10 SNR = 15 dB için özniteliklerin dağılımı ve maliyetleri



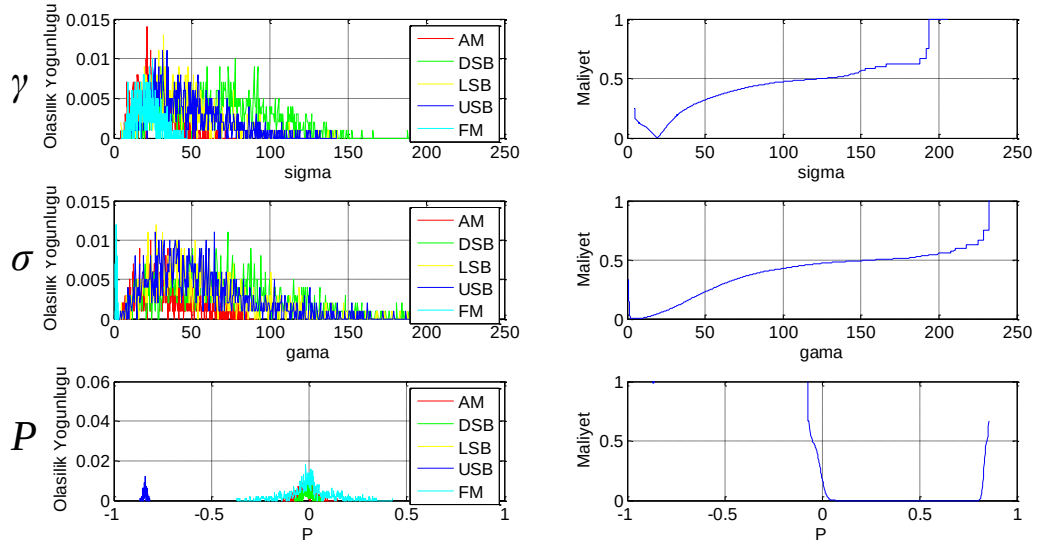
Şekil 5.11 SNR = 15 dB için özniteliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi



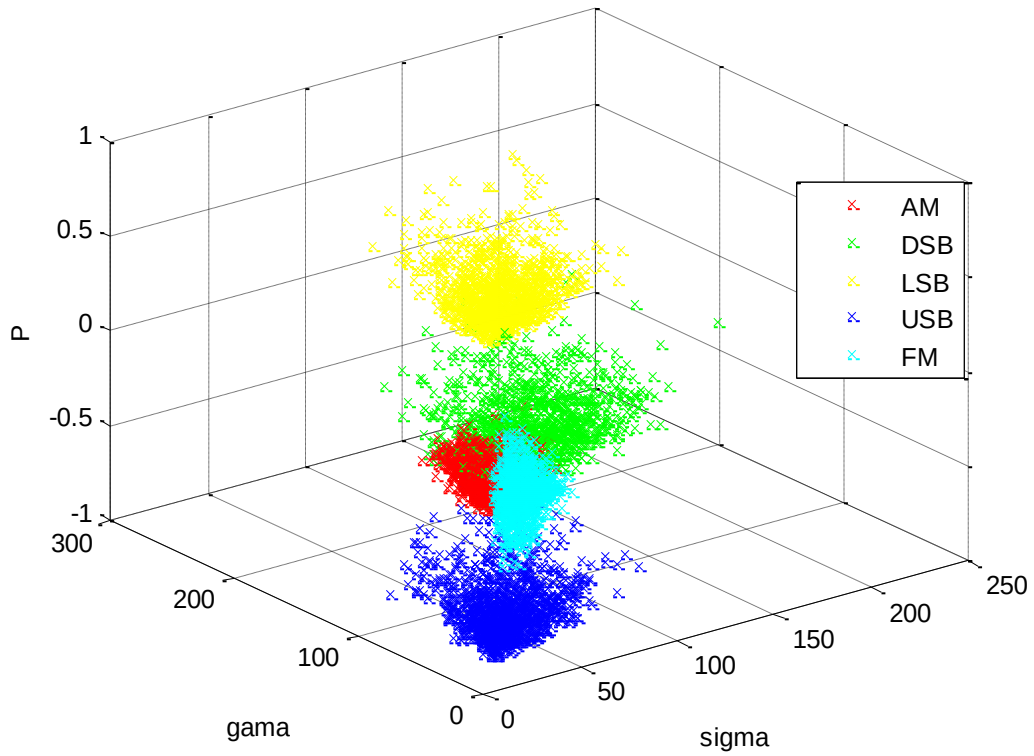
Şekil 5.12 SNR = 10 dB için özniteliklerin dağılımı ve maliyetleri



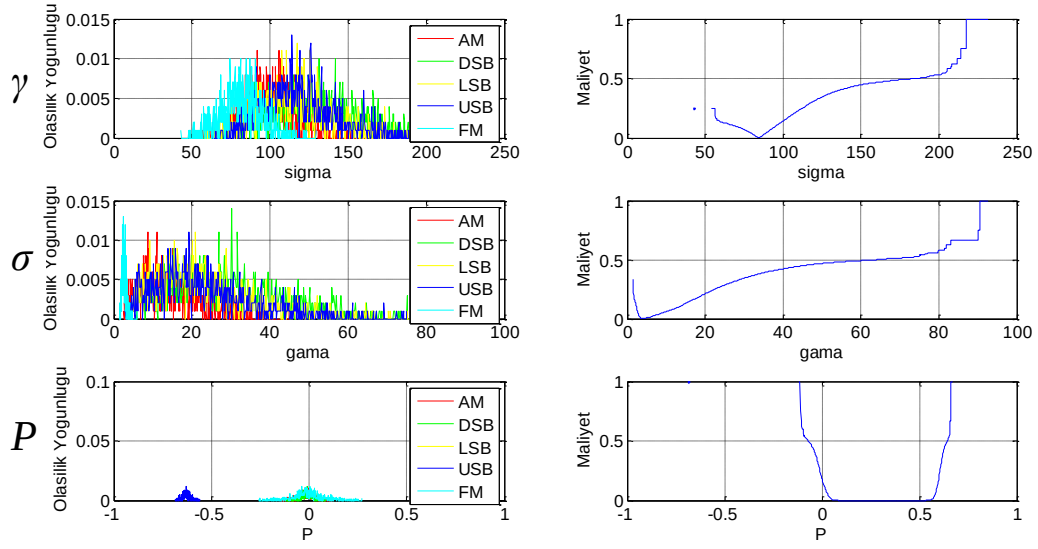
Şekil 5.13 SNR = 10 dB için özniteliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi



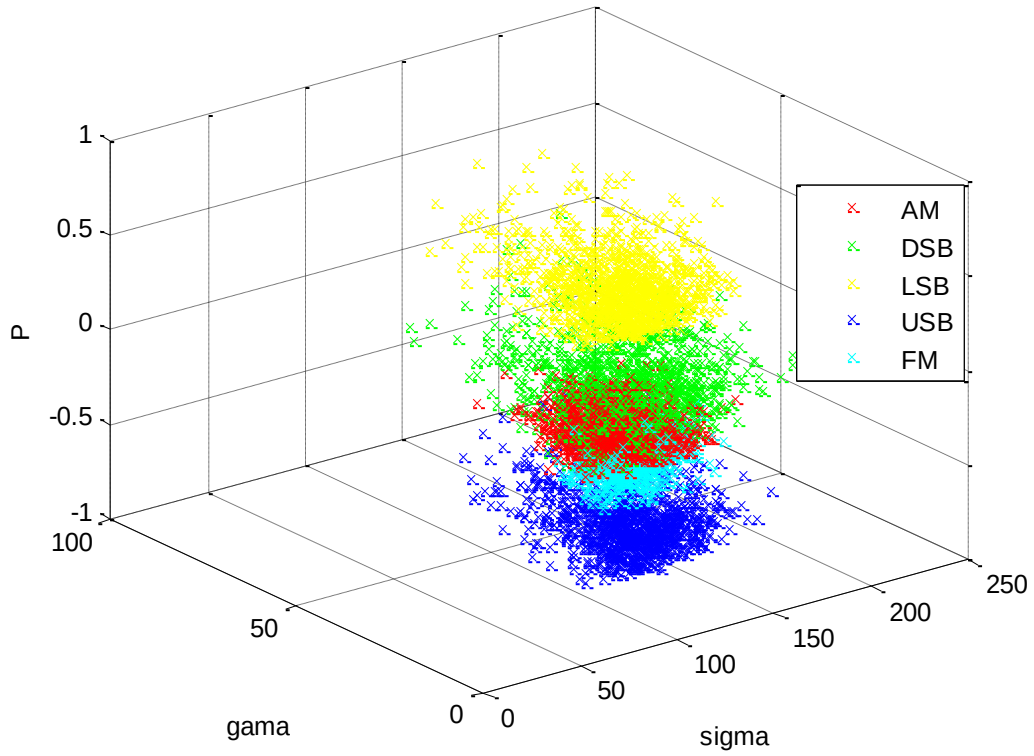
Şekil 5.14 SNR = 5 dB için özniteliklerin dağılımı ve maliyetleri



Şekil 5.15 SNR = 5 dB için özniteliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi



Şekil 5.16 SNR = 0 dB için özniteliklerin dağılımı ve maliyetleri



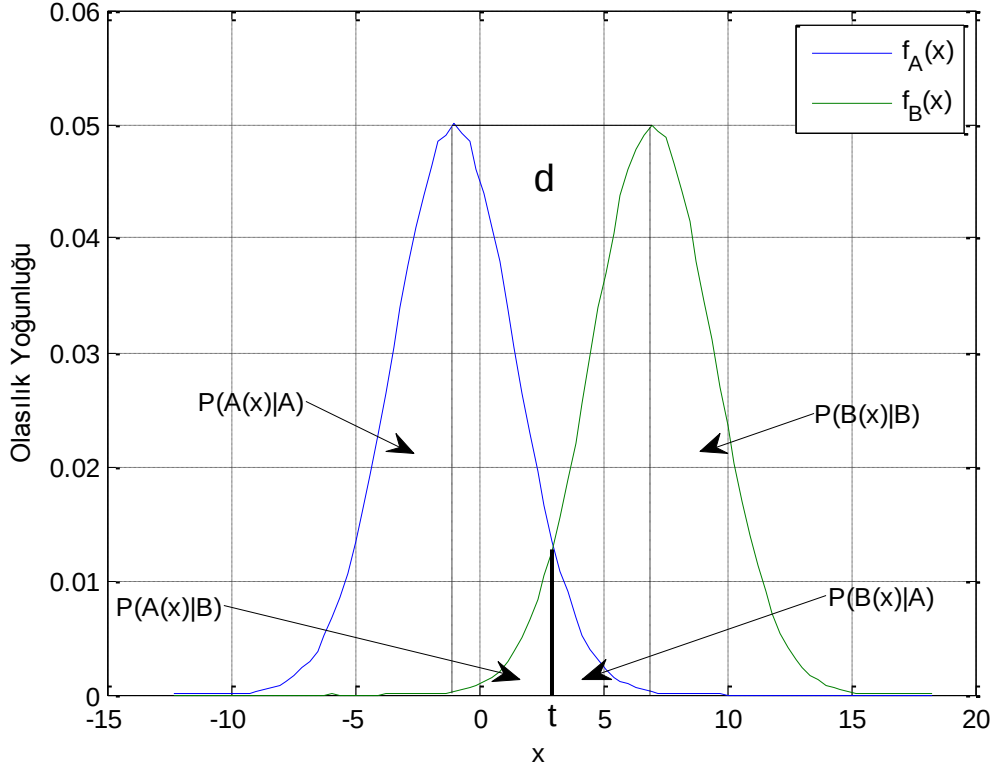
Şekil 5.17 SNR = 0 dB için özniteliklerin 3-B uzaydaki yerleşimi

Yukarıda, Şekil 5.4 - Şekil 5.17’de farklı SNR değerlerinde, beş kiplenim türü için hesaplanan özniteliklerin dağılımı, maliyet işlevleri ve üç boyutlu uzaydaki yerleşimleri verilmiştir. Bu inceleme sırasında, SNR oranı azaldıkça, gürültünün etkisiyle, özniteliklerin dağılımlarının bozulmaya başladığı gözlenmiştir. Dağılımların bozulması nedeniyle, hesaplanan maliyet işlevleri de değişiklik göstermiştir. Bölüm 4.2’de anlatıldığı gibi, karar ağacı yapılarında, maliyetin en küçük olduğu nokta eşik seviyesi olarak belirlenmektedir. Ancak yukarıda verilen şekillerde özellikle 10 dB SNR oranının altına düştükçe, σ_{dp} özniteliğinin dağılımının belirgin bir şekilde değiştiği gözlenmiştir. Buna bağlı olarak maliyetin en küçük olduğu nokta da değişiklik göstermektedir. Bu sebeple farklı SNR oranlarında farklı eşik değerler kullanmak kiplenim sınıflandırıcısının başarı oranını arttıracaktır. Benzer bir durum, en küçük uzaklık sınıflandırıcısı için de geçerlidir. SNR oranı 10 dB’nin altına düştükçe, üç boyutlu uzayda elde edilen referans kümelerin sadece değişimlerinin değil aynı zamanda ortalamalarının da değişmeye başladığı gözlenmiştir. Bu nedenle, en küçük uzaklık sınıflandırıcısında da farklı SNR oranları için aynı referans sinyalden elde edilmiş ayrı referans kiplenim kümeleri kullanılmıştır. Bu durumun kiplenim sınıflandırma işlemini gerçeklerken yaratacağı gereksinim ise, sisteme eklenecek bir SNR hesaplama işlemidir. USRP platformu üzerinde gerçekleştirilen SNR hesaplayıcısı ile ilgili detaylı bilgi Bölüm 7’de anlatılacaktır.

5.6 Alıcı İşletim Karakteristiği

Kiplenim sınıflandırma işleminde kullanılan karar ağacı yapılarında, karar düğümlerinde evet – hayır kararlarından biri verilmek durumundadır. Bu sebeple karar düğümlerinde ikili sınıflandırma (binary classification) olarak bilinen işlem gerçekleştirilmiş olur. Bu tür ikili sınıflandırma işlemlerinde, iki kümeyi birbirinden ayırmak için kullanılan eşik değerinin değişimine bağlı olarak, algılama olasılığına karşılık (P_D) yanlış kabul olasılığı (P_{FA}) grafiği çizdirilir. Bu gösterim, alıcı işletim karakteristiği (receiver operating characteristic-ROC) olarak adlandırılır. ROC eğrileri kullanıcıya algılama olasılığının, hangi yanlış kabul olasılığı ile hangi eşik değeri için elde edildiğini gösterir [27].

Sınıflandırılacak iki küme için H_0 ve H_1 hipotezleri sırasıyla, A ve B kümelerine aitliği ifade ederse, $A \sim N(-1,6)$ kümesi ve $B \sim N(7,6)$ kümesi için, algılama (P_D) ve yanlış kabul (P_{FA}) olasılıkları Şekil 5.18’de verildiği şekilde ifade edilir.



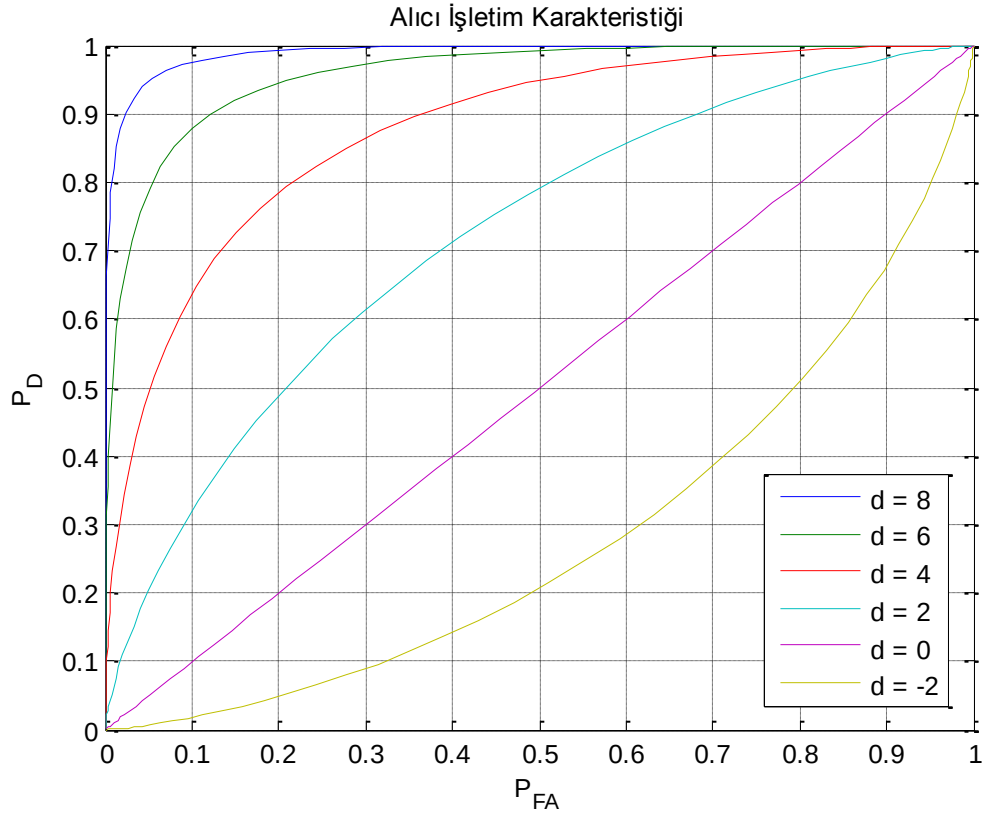
Şekil 5.18 A ve B’nin olasılık yoğunluk işlevleri

Yukarıdaki şekilde,

- $P(A(x)|B)$: A kümesinin yanlış kabul olasılığı.
- $P(A(x)|A)$: A kümesinin algılama olasılığı.
- $P(B(x)|A)$: B kümesinin yanlış kabul olasılığı.
- $P(B(x)|B)$: B kümesinin algılama olasılığı.
- d : A ve B kümelerinin ortalamaları arasındaki fark.
- t : A ve B kümelerini ayırt etmek için kullanılan eşik değeri.

olarak tanımlanmıştır [28]. Alıcı işletim karakteristiği eğrileri, t eşik değeri $-\infty$ ’dan $+\infty$ ’a kadar değiştirilerek, oluşturulur. Şekil 5.18’de gösterilen d uzaklığı ise, iki

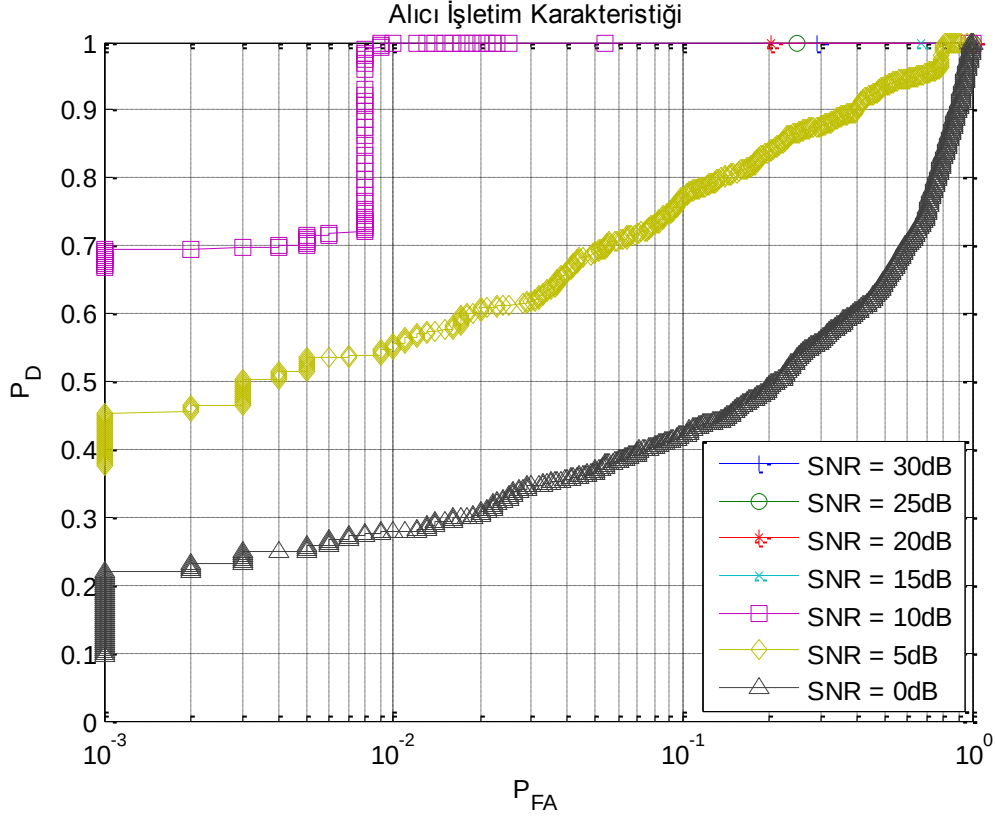
kümenin ortalamaları arasındaki farkı ifade eder. Bu uzaklığa bağlı olarak, ROC eğrilerindeki değişim Şekil 5.19 gösterilmiştir.



Şekil 5.19 d uzaklığına bağlı ROC eğrileri

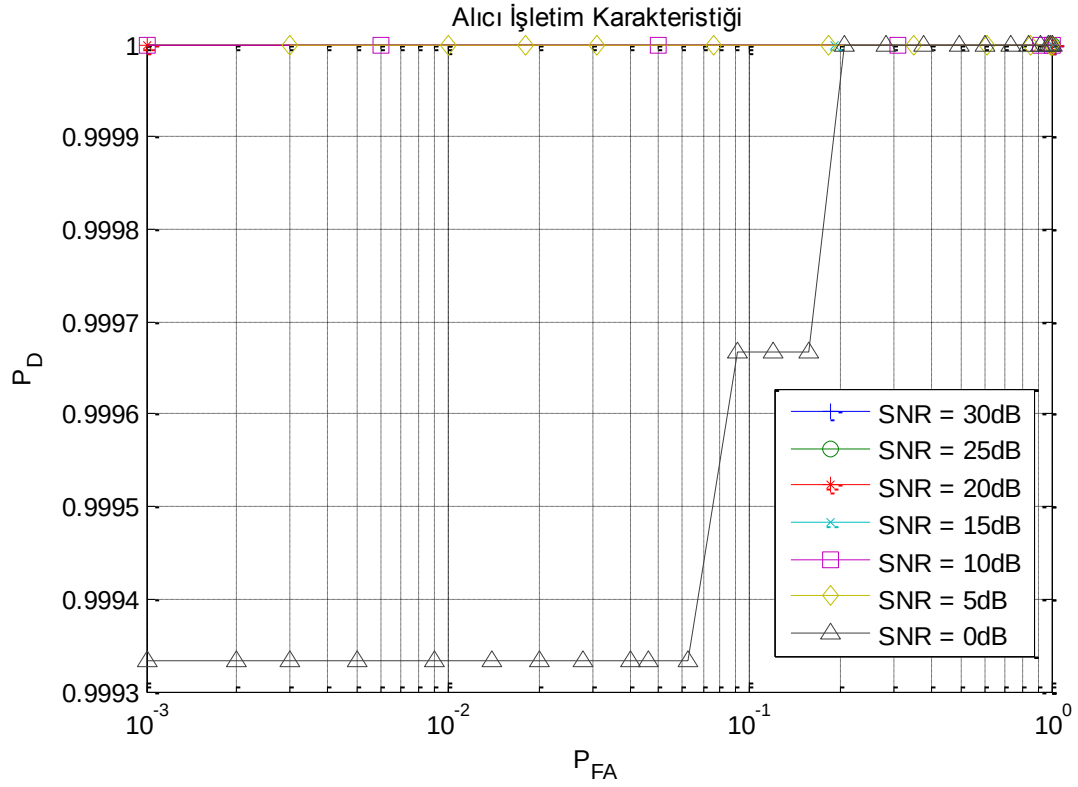
Yukarıdaki şekilde görüldüğü gibi, d uzaklığı azaltıkça algılama olasılığı düşmekte, yanlış kabul olasılığı ise artmaktadır. Çünkü d mesafesi, A ve B kümelerinin birbirlerine olan girişim oranını belirler. d uzaklığı azaldıkça girişim miktarı artar ve dolayısıyla yanlış kabul olasılığı yükselir. Öte yandan, ROC eğrileri, $d = 0$ olana kadar dış bükey eğrilerden oluşur. $d = 0$ olunca iki kümenin ortalamaları aynı noktadadır ve ROC eğrisi doğrusal bir eğri halini alır. Bazı durumlarda ise A ve B kümelerinin ortalamaları gürültü nedeniyle değişir ve $d < 0$ olur. Bu durumda da ROC eğrisi içbükey bir eğri şeklini alır [27].

Şekil 5.20-Şekil 5.22’de, Şekil 4.1’de gösterilen karar ağacındaki her bir karar düğümü için ROC eğrileri verilmiştir. Buna göre, karar ağacı üzerinde ilgili karar düğümünde ne oranda algılama ve yanlış kabul yapıldığı belirlenebilmektedir.



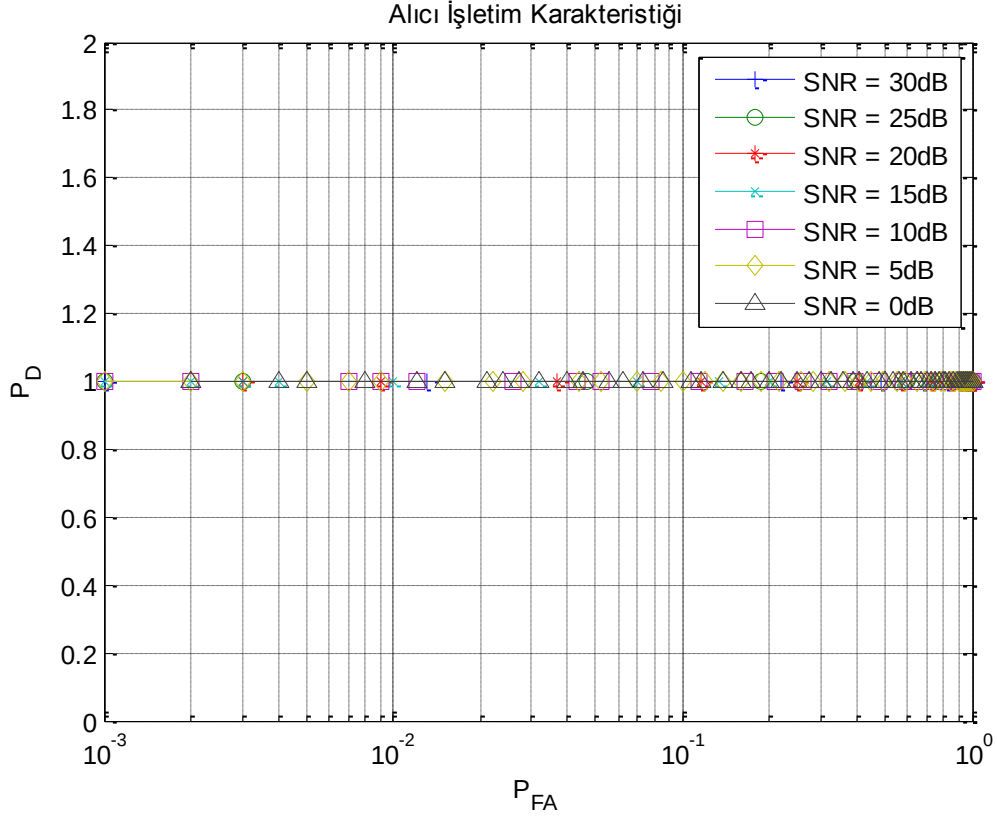
Şekil 5.20 σ_{dp} özniteliği için elde edilen ROC eğrisi

Yukarıdaki şekilde, σ_{dp} özniteliği için elde edilen ROC eğrisi verilmiştir. Buna göre, 10 dB SNR oranında, %0.8 yanlış kabul olasılığı ile, yaklaşık %99 oranında doğru sınıflandırma yapılabilir. Daha küçük yanlış kabul olasılıkları ile sınıflandırma yapılmak istendiğinde, örneğin %0.1, algılama olasılığı da buna paralel olarak küçülmektedir. Yüksek SNR oranlarında beklendiği gibi, yanlış kabul olasılığı sıfırdır. Çünkü sınıflandırılan iki kümenin dağılımlarının, yüksek SNR oranları için, birbirleri ile girişimleri sıfırdır. Uygun bir eşik değeri belirlenerek iki küme sıfır hata ile birbirinden ayırt edilebilmektedir.



Şekil 5.21 γ_{max} özniteliği için elde edilen ROC eğrisi

σ_{dp} özniteliği için elde edilen sonuca benzer bir sonuç, γ_{max} özniteliği için de elde edilmiştir. Ancak Şekil 5.21'e bakıldığında, bu özniteliğe bağlı verilen kararın yanlış kabul olasılığının daha düşük mertebelerde olduğu görülmektedir. Bu nedenle γ_{max} özniteliğine dayalı olarak sınıflandırılan kiplenim türü olan FM, düşük SNR oranlarında dahi, yüksek algılama, düşük hata olasılıkları ile sınıflandırılabilir. Bu oran γ_{max} özniteliği için 0 dB civarındadır. Bundan daha yüksek SNR oranları için, FM kiplenim sıfır hata olasılığı ile sınıflandırılır.



Şekil 5.22 P özniteliği için elde edilen ROC eğrisi

Şekil 5.22’de, bu kez P özniteliği için elde edilen ROC eğrisi gösterilmektedir. Şekilde görüldüğü gibi, SNR oranı 30 dB ile 0 dB arasında değişse dahi, P özniteliğine bağlı yanlış kabul olasılığı sıfıra eşit olmaktadır. Çünkü düşük SNR oranlarında bile sınıflandırılan iki kümenin girişimleri sıfıra eşit kalmaktadır.

ROC eğrileri ile ilgili analizleri daha iyi anlamak için, Şekil 5.4-Şekil 5.16’da verilen farklı SNR oranları için özniteliklerin dağılımı incelenebilir.

5.7 Başarım Sonuçları

Bu çalışmada, daha önceki bölümlerde bahsedildiği gibi, üç farklı sınıflandırıcı yapısı incelenmiştir. Bu bölümde incelenen sınıflandırıcıların başarımları test edilmiş ve karıştırma matrisi üzerinde gösterilmiştir. Başarım testi her bir bölüt için ayrı ayrı yapılan sınıflandırma işlemine dayanmaktadır. İncelenen örnek sinyal 1000 adet bölüte ayrılmış ve 1000 bölütün kaçının doğru sınıflandırıldığı raporlanmıştır. Bu işlem aynı SNR oranı için 100 kere tekrarlanmış ve ortalama

sonuçlar karıştırma matrislerine yazılmıştır. Karar ağacı sınıflandırıcısında kullanılan eşik değerleri, Bölüm 4.2’de anlatıldığı şekilde elde edilmiştir. Başarım çalışmaları sırasında kullanılan eşik değerleri Çizelge 5.1’de verilmiştir. Ayrıca destek vektör makinası sınıflandırıcısında, eşitlik (4.19)’da verildiği gibi çözülmesi gereken bir eniyileme problemi bulunmaktadır. Bu problemin çözümü için Matlab kütüphanesinde yer alan hazır DVM işlevlerinden (svmtrain, svmclassify) yararlanılmıştır. Ancak bu işlevler 1000 veriden oluşan bir problemi çözememektedir. Bu nedenle referans sinyalden elde edilen veri setlerinin kabuk noktaları (~150 nokta), problem çözümünde kullanılmıştır.

Çizelge 5.1 Benzetim çalışmalarında karar ağacı için kullanılan eşik değerler

Öznitelik	Eşik Değer
$t(\sigma_{dp})$	0.5
$t(\gamma_{max})$	6
$t(P)$	0.4

Çizelge 5.2 SNR = 30 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi

Karar Ağacı	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	100	-	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	99.92	-	0.08
	USB	-	-	-	99.9	0.1
	FM	-	-	-	-	100
Enküçük Uzaklık S.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	96.2	3.8	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	-	5.22	-	-	94.78
Destek Vektör M.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	100	-	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	-	-	-	-	100

Çizelge 5.3 SNR = 25 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi

Karar Ağacı	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	100	-	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	99.94	-	0.06
	USB	-	-	-	99.92	0.08
	FM	-	-	-	-	100
Enküçük Uzaklık S.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	93.66	6.34	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	-	6.26	-	-	93.74
Destek Vektör M.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	100	-	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	-	-	-	-	100

Çizelge 5.4 SNR = 20 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi

Karar Ağacı	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	100	-	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	99.92	-	0.08
	USB	-	-	-	99.92	0.08
	FM	-	-	-	-	100
Enküçük Uzaklık S.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	94.48	5.52	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	-	7.16	-	-	92.84
Destek Vektör M.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	100	-	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	-	-	-	-	100

Çizelge 5.5 SNR = 15 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi

Karar Ağacı	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	100	-	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	99.93	-	0.07
	USB	-	-	-	99.95	0.05
	FM	-	-	-	-	100
Enküçük Uzaklık S.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	94.9	5.1	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	-	8.3	-	-	91.7
Destek Vektör M.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	100	-	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	-	-	-	-	100

Çizelge 5.6 SNR = 10 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi

Karar Ağacı	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	98.8	1.1	-	-	0.1
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	99.94	-	0.06
	USB	-	-	-	99.98	0.02
	FM	-	-	-	-	100
Enküçük Uzaklık S.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	98.6	1.4	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	-	9.7	-	-	90.3
Destek Vektör M.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	100	-	-	-	-
	DSB	1.7	98.1	-	-	0.2
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	-	-	-	-	100

Çizelge 5.7 SNR = 5 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi

Karar Ağacı	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	18.96	80.16	-	-	1.32
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	99.99	-	0.01
	USB	-	-	-	99.99	0.01
	FM	-	-	-	-	100
Enküçük Uzaklık S.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	97.34	2.66	-	-	-
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	5.02	0.12	-	-	94.86
Destek Vektör M.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	83.2	-	-	-	16.8
	DSB	3.5	96.4	-	-	0.1
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	2.8	-	-	-	97.2

Çizelge 5.8 SNR = 0 dB için sınıflandırıcı karıştırma matrisi

Karar Ağacı	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	-	92.56	-	-	7.44
	DSB	-	100	-	-	-
	LSB	-	-	99.5	-	0.5
	USB	-	-	-	99.7	0.3
	FM	-	-	-	-	100
Enküçük Uzaklık S.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	97.18	2.74	-	-	0.08
	DSB	2	98	-	-	-
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	2.9	0.4	-	-	96.70
Destek Vektör M.	Giriş kiplenim	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
		AM	DSB	LSB	USB	FM
	AM	80.6	-	-	-	19.4
	DSB	7.7	92.2	-	-	0.1
	LSB	-	-	100	-	-
	USB	-	-	-	100	-
	FM	6.7	-	-	-	93.3

Çizelge 5.2-Çizelge 5.8'de karar ağacı, enküçük uzaklık sınıflandırıcı ve destek vektör makinası sınıflandırıcı için başarımları gösterilmiştir. Karar ağacı sınıflandırıcısının, yüksek SNR oranlarında ($>10\text{dB}$) beş kiplenim türü için de %100'e yakın doğru sınıflandırma yaptığı gözlenmiştir. Çünkü yüksek SNR seviyelerinde, sınıflandırma işleminde kullanılan özniteliklerin dağılımları, seçilen eşik seviyesi tarafından iki farklı bölgeye ayrılmaktadır. Ancak düşük SNR seviyelerinde, karar ağacı sınıflandırıcısı, öznitelik dağılımlarındaki girişim nedeniyle, sınıflandırma işlemini doğru bir şekilde yapamamaktadır. Çünkü karar ağacı yapılarında, karar düğümlerinde verilen evet-hayır kararı, düşük SNR seviyelerinde sınıflandırıcıyı hata yapmaya zorlamaktadır.

Enküçük uzaklık sınıflandırıcı ise, karar ağacı sınıflandırıcısına göre, özellikle düşük SNR seviyelerinde ($<10\text{dB}$) daha iyi performans göstermiştir. Bunun nedeni enküçük uzaklık sınıflandırıcısının tek bir öznitelik kullanarak değil, bütün özniteliklerin üç boyutlu uzaydaki yerini kullanarak sınıflandırma işlemini yapmasıdır. Örneğin AM kiplenim için karar ağacı sınıflandırıcıda yalnızca σ_{dp} özniteliğinin eşik değere göre büyüklüğü sınıflandırma işlemi için kullanılırken, enküçük uzaklık sınıflandırıcıda γ_{max} ve P öznitelikleri de sınıflandırma işlemine katkıda bulunur. σ_{dp} özniteliğinde meydana gelen anormal bir değişiklik diğer iki öznitelik sayesinde kompanse edilebilir. Bu nedenle özellikle düşük SNR seviyelerinde AM kiplenim, enküçük uzaklık sınıflandırıcısı kullanarak daha yüksek performans ile sınıflandırılabilir.

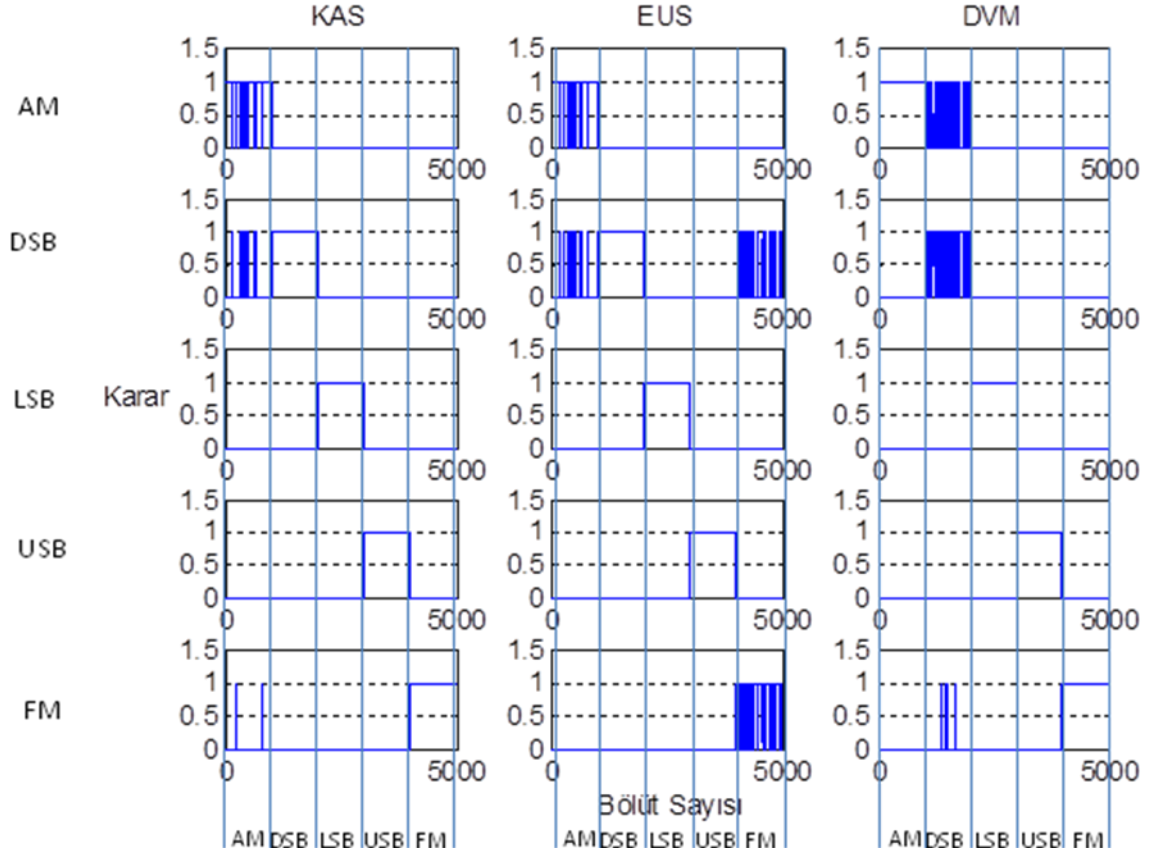
Enküçük uzaklık sınıflandırıcısında bütün özniteliklerin sınıflandırma işleminde kullanılması kimi zaman, sınıflandırma performansını arttırdığı gibi kimi zamanda bu performans üzerinde olumsuz bir etki yaratabilir. Örneğin FM kiplenim türünü ayırt etmek için kullanılan γ_{max} özniteliği, gürültüye oldukça dirençli bir özniteliktir ve Şekil 5.1'de görüldüğü gibi SNR değişimlerinden oldukça az etkilenir. Bilindiği gibi karar ağacı sınıflandırıcıda FM kiplenim γ_{max} özniteliğinin eşik değere göre büyüklüğüne bakılarak sınıflandırılır. Ancak enküçük uzaklık sınıflandırıcıda, diğer iki öznitelik de sınıflandırma işleminde kullanıldığı için bu iki öznitelikteki anormal değişimler sınıflandırma işlemine olumsuz katkıda bulunacaktır. Bu nedenle FM

kiplenim türü karar ağacı sınıflandırıcı ile daha yüksek performans ile sınıflandırılabilir.

Enküçük uzaklık sınıflandırıcıya benzer olarak, destek vektör makina sınıflandırıcısı da sınıflandırma işleminde özniteliklerin 3-boyutlu uzaydaki yerleşimini kullanmaktadır. Bu sınıflandırıcı için benzetim çalışmaları sırasında ilk olarak özniteliklerin oluşturduğu veri setlerinin kabuk noktaları kullanılmıştır. SNR > 15 dB seviyelerinde bu durum sınıflandırma başarımına olumsuz etki etmezken, daha düşük SNR seviyelerinde özellikle AM, DSB ve FM için sınıflandırıcı başarımının düştüğü gözlenmiştir. Bu durumun nedeni, düşük SNR seviyelerinde artan aykırı değer sayısıdır. Çünkü veri setlerinde oluşan aykırı değerler kabuk noktası olarak algılanmakta ve eniyileme probleminin çözümüne dahil edilmektedir. Bu noktalar dahil edilerek hesaplanan hiperdüzlem, verinin kısmen yanlış eğitilmesine neden olmaktadır. Dolayısıyla bu durum sınıflandırma performansını düşürmektedir. Çözüm olarak referans veri setlerinde yer alan aykırı değerler belirlenmiş ve veri setlerinden çıkartılmıştır. Sonrasında elde edilen kümenin kabuk noktaları üzerinden eniyileme problemi çözülmüştür. Bu şekilde, SNR<15dB seviyelerinde elde edilen sınıflandırma başarımının iyileştiği gözlenmiştir. Çizelge 5.2-Çizelge 5.8 'de verilen başarımların sonuçları bu durum göz önüne alınarak hesaplanmıştır.

Çizelge 5.2-Çizelge 5.8'de verilen karıştırma matrislerinde, sınıflandırma işleminde verilen algılama ve yanlış kabul kararlarının oranları gösterilmiştir. Her iki sınıflandırıcı da, farklı SNR seviyelerinde, belli bir oranda yanlış kabul yapmıştır. Örneğin SNR 10 dB iken, her üç sınıflandırıcı da girişte verilen kiplenim türü yerine farklı bir kiplenim türünü sınıflandırmıştır. Bu sonucu daha iyi gözlemlemek için her üç sınıflandırıcıya da girişten, 5000 bölütten oluşan ve 1-1000 AM, 1001-2000 DSB, 2001-3000 LSB, 3001-4000 USB ve 4001-5000 arası bölütleri FM kiplenmiş bir sinyal verilmiştir. Şekil 5.23'e bakıldığında, KAS (Karar Ağacı Sınıflandırıcı), EUS (Enküçük Uzaklık Sınıflandırıcı) ve DVM (Destek Vektör Makinası) ile 10 dB SNR oranı için verilmiş kararlar gösterilmiştir. Karar ekseninde gösterilen 1 ifadesi, doğru sınıflandırılan bölütleri, 0 ise yanlış sınıflandırılan bölütleri göstermektedir. Örneğin ilk 1000 bölüt AM kiplenmiş sinyalden oluşmaktadır ve hem KAS hem de EUS, AM kiplenmiş bölütlerin bir kısmını DSB olarak sınıflandırmıştır. Ancak DVM

AM kiplenmiş bölütlerin tamamını doğru sınıflandırmıştır. Benzer bir şekilde, sinyalin FM kiplenmiş 4001-5000 bölütleri arası, KAS tarafından doğru bir şekilde sınıflandırılırken, EUS tarafından bu bölütlerin bir kısmı DSB olarak sınıflandırılmıştır.



Şekil 5.23 KAS, EUS ve DVM algılama ve yanlış kabul kararları

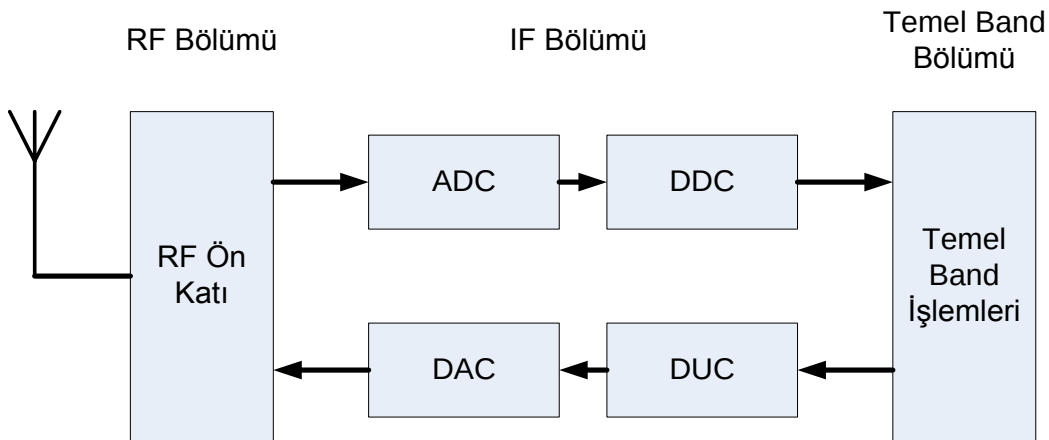
Hatalı kabul bütün sınıflandırma sistemlerinde beklenen ve yaşanan bir durumdur. Ancak sistemin performansı ile ilgili istenen, kabul edilebilir orandaki hatalı kabullerdir. Bu oran, Bölüm 5.6'da anlatılan alıcı işletim karakteristiği eğrileri ile belirlenebilir.

6. USRP Düzeneği ve Düzenekten Elde Edilen Sonuçlar

Bu bölümde, öncelikle yazılım tanımlı telsiz mimarisinden kısaca bahsedilecek daha sonra ise Matlab ortamında yapılan kiplenim sınıflandırma benzetim çalışmalarının, USRP aracılığı ile, donanım ortamına nasıl aktarıldığından, bu esnada karşılaşılan problemlerden, bu problemleri aşmakta kullanılan çözümlerden ve son olarak USRP üzerinde gerçekleştirilen sınıflandırıcının başarımlarından bahsedilecektir.

6.1 Yazılım Tanımlı Telsiz

Gelişen teknoloji ve beraberinde artan ihtiyaçlar pek çok alanda olduğu gibi haberleşme alanında da yeni gelişmelerin doğmasına sebep olmuştur. Bir çok farklı alanda kullanılan geleneksel telsiz mimarileri artan bu ihtiyaçları karşılamakta yetersiz kalmaya başlamıştır. Bu sebeple geliştirilen Yazılım Tanımlı Telsiz (YTT) mimarileri, kolay işlevsel yapılanmaları ve yazılım ile kontrol edilebilmeleri nedeniyle geleneksel telsiz mimarilerinin yerini almaya başlamıştır. 1991 yılında Joseph Mitola tarafından ortaya atılan teoriye göre, telsizlere gelen ve anten vasıtasıyla algılanan sinyaller bir ara frekansa düşürüldükten sonra geniş bantlı bir Analog Sayısal Çeviriciden geçirilerek yazılım ile işlenebilir hale getirilebilir ve genel amaçlı bir işlemci yardımıyla işlenebilirler [29]. Aynı şekilde işlemci tarafından üretilen sinyaller de bir Sayısal Analog Çeviriciden geçirilerek, istenen RF frekansta yayınlanabilir. Şekil 6.1'de klasik bir YTT'nin temel blokları gösterilmiştir. Şekilde verilen DDC ve DUC blokları algılanan ara frekanstaki sinyali temel banda indirmek için kullanılmaktadır.



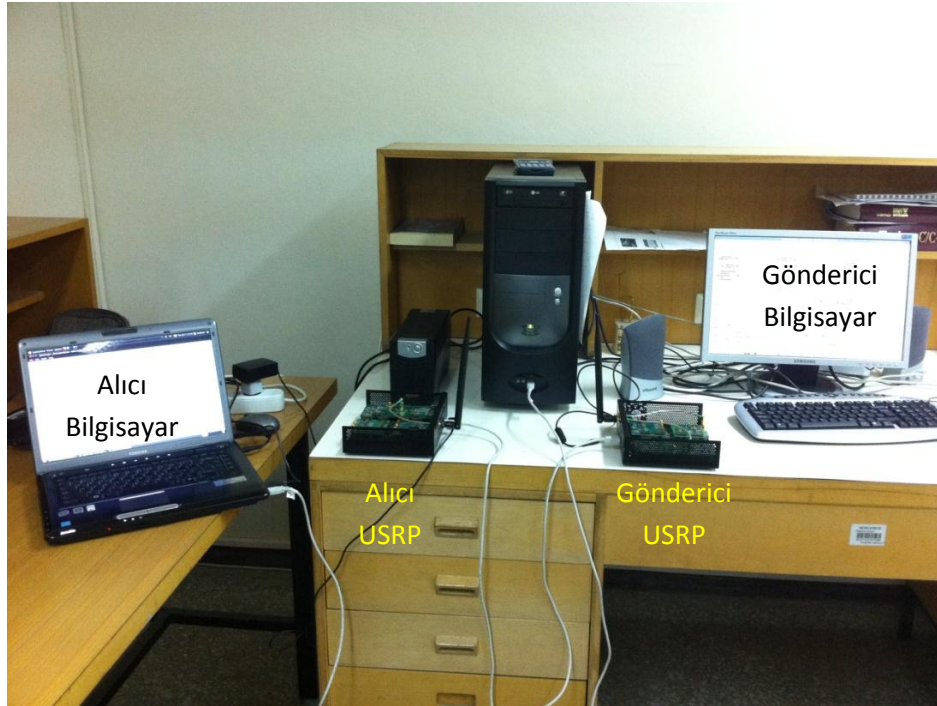
Şekil 6.1 Yazılım tanımlı telsiz mimarisi

Yazılım Tanımlı Telsiz uygulamalarında, kiplenim, kipçözüm ve benzeri sinyal işleme algoritmaları yazılım aracılığı ile genel maksatlı bir işlemci üzerinde gerçekleşir. Bu özelliğin bize kazandırdığı ise oluşturulan sinyal işleme bloklarının yazılım tabanlı olması sebebiyle değişikliklere uygun yapıda olmasıdır. Böylece sistemde meydana gelen problemler donanım probleminden yazılım problemine dönüştürülmüş olur. Telsiz üzerinde gerçekleşmek istenen bir işlev, herhangi bir donanım değişikliğine gitmeksizin yalnızca yazılım aracılığıyla yapılabilir. Böylece farklı türde telsiz sinyallerini algılayabilen bir mimari elde edilmiş olur.

Bu tez çalışmasına, YTT platformu olarak Ettus firmasının USRP (Universal Software Radio Peripheral) kartı ve GNURadio yazılımı seçilmiştir. Yazılım içerisinde hazır pekçok sinyal işleme bloğu bulunmakla birlikte, kullanıcı tarafından oluşturulan bloklar da sistem içerisinde kullanılabilir. USRP kartı ve GNURadio yazılımı ile ilgili daha detaylı bilgi Ek-1’de verilmiştir.

6.2 USRP Düzeneği

Matlab ortamında benzetim çalışmaları yapılmış karar ağacı ve enküçük uzaklık sınıflandırıcı sistemlerinden, karar ağacı sınıflandırıcı, USRP platformu üzerinde gerçekleştirilmiştir.



Şekil 6.2 Deneysel düzenek

En küçük uzaklık sınıflandırıcısının USRP üzerinde gerçekleştirilememesinin sebepleri Bölüm 6.4'te anlatılacaktır. Şekil 6.2'de gösterilen deneysel düzenek alıcı ve gönderici alt sistemi olmak üzere iki ana kısımdan oluşmaktadır. Gönderici alt sisteminde yer alan gönderici bilgisayarda, istenen kipleme türüne ve belirlenen kipleme parametrelerine göre sinyal kiplenmiş ve gönderici USRP ile istenen RF frekansta yayınlanmıştır. Alıcı alt sisteminde ise, yayınlanan sinyal, alıcı USRP ile algılanmış ve alıcı bilgisayarına gönderilmiştir. Alıcı bilgisayarında öznitelik çıkarma ve karar ağacı yapısındaki sınıflandırma işlemleri yapılmaktadır. Bunun yanında, alıcı bilgisayarda algılanan sinyalin SNR oranını ve başarımlar oranını hesaplama işlemleri de gerçekleştirilmektedir. Hem alıcı bilgisayarında hem de gönderici bilgisayarda kullanılan yazılımsal blokları oluşturmak ve çalıştırmak için Ek-1'de anlatılan GNURadio yazılımının bir eklentisi olan GRC (GNURadio Companion) kullanılmıştır.

6.2.1 Gönderici Alt Sistemi

Gönderici alt sisteminde, gönderici bilgisayar ve gönderici USRP bulunmaktadır. Öncelikle, gönderici bilgisayar üzerinde AM, DSB, LSB, USB ve FM kiplenim türlerinin temel bant I-Q bileşenleri oluşturulmuştur. Çünkü Ek-1'de de belirtildiği gibi USRP kartı, temel bant bileşenleri girişinden alarak istenen RF frekansta yayın yapabilir. Her bir kiplenim türünü gerçekleştirmek için Bölüm 2'de verilen kipleme formülasyonlarından yararlanılmıştır. GRC kullanılarak gönderici bilgisayarda AM, DSB, LSB, USB ve FM kiplenimlerinin nasıl gerçekleştirildiği Ek-2'de gösterilmiştir.

6.2.2 Alıcı Alt Sistemi

Alıcı alt sisteminde, alıcı bilgisayar ve alıcı USRP yer almaktadır. Alıcı USRP, belli bir RF frekansta yayınlanan sinyali algılar ve bu sinyali I-Q temel bileşenlere dönüştürerek alıcı bilgisayara gönderir. Sınıflandırma ile ilgili sinyal işleme işlemlerinin tamamı, alıcı bilgisayarında gerçekleştirilmektedir. Alıcı bilgisayarında, öncelikle algılanan sinyale ait öznitelikler çıkartılır. Hesaplanan öznitelikler daha sonra karar ağacı yapısındaki sınıflandırıcıya gönderilir ve sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir. Sınıflandırıcının SNR oranına bağlı performansını değerlendirmek için SNR ve başarımlar hesaplama yazılımsal blokları oluşturulmuştur. SNR hesaplama bloğu, algılanan sinyalin zamanla değişen spektrum verisinin belli sayıda ortalaması alınarak oluşturulan periodogram üzerinden hesap yapar.

Periodogramda belli bir eşik seviyesinin üzerindeki ve altındaki sinyal enerjisi toplanır. Eşik seviyesinin üzerindeki enerji sinyal enerjisi, altındaki ise gürültü enerjisi olarak tanımlanır. Bu iki verinin oranı yaklaşık olarak SNR oranını vermektedir. Performans hesabı için hazırlanan bir diğer yazılımsal blok da başarımlar bloğudur. Bu blok ile USRP platformu üzerinden gerçekleştirilen kiplenim sınıflandırıcısının oransal olarak başarımları ölçülmüştür. Blok çıkışında ilgili kiplenim türüne ait yüzde cinsinden başarımları vermektedir.

6.3 Gerçeklenen Otomatik Kiplenim Sınıflandırıcı

USRP üzerinde gerçekleştirilen otomatik kiplenim sınıflandırıcı karar ağacı yapısında olup sinyalin anlık faz, anlık genlik ve spektrum özelliklerini kullanarak sınıflandırma işlemini gerçekleştirir. USRP üzerinde EUS (Enküçük Uzaklık Sınıflandırıcı) ve DVM (Destek Vektör Makinası) yapıları gerçekleştirilmemiştir. Çünkü sınıflandırma işleminde kullanılan özniteliklerden biri olan ve kiplenim spektrum simetrisi bilgisini taşıyan P özniteliği USRP üzerinde istenildiği gibi hesaplanamaktadır. Alıcı ve gönderici USRP kartları üzerinde yer alan salınımlar, küçük de olsa bir frekans ötelemesine sahiptirler. Bu frekans ötelemesi algılanan sinyalin temel bant bileşenlerini etkilemekte ve sinyale ait spektrum verisinde bir miktar bozulmaya sebep olmaktadır. Bu bozulma sebebiyle P özniteliği yanlış hesaplanmaktadır. KAS (Karar Ağacı Sınıflandırıcı)'da bu durumu aşmak için sınıflandırma işlemine geçmeden önce sistem kalibre edilerek sorun kısmen giderilmiştir. Bu konu ile ilgili daha detaylı bilgi Ek-2'de verilmiştir.

Anlık genlik, faz ve kiplenim spektrum verileri kullanarak Matlab ortamında elde edilen sonuçlar ideal durumu yansıtır. Burada ideal durumdan kasıt donanımdan kaynaklanan termal gürültü etkisinin ve donanımsal kısıtların olmamasıdır. Ancak sınıflandırıcı gerçek bir donanım üzerinde gerçekleştirildiğinde anlık genlik, faz ve spektrum verileri istenildiği gibi elde edilememektedir. Dolayısıyla yanlış elde edilen öznitelikler oluşmakta ve kiplenim sınıflandırma işlemi düzgün bir şekilde gerçekleştirilememektedir. Öznitelikleri hesaplamada kullanılan yöntemler, yaşanan problemler ve çözümleri Ek-2'de anlatılmıştır.

Öznitelikleri hesaplamak için kullanılan blokların bir kısmı GRC kütüphanesinde hazır olarak bulunan bloklardan seçilmiştir. GRC kütüphanesinde yer almayan

bloklar ise elle hazırlanmış ve GRC kütüphanesine eklenmiştir. Sistemde mümkün olduğunca GRC'nin hazır bloklarından yararlanılmıştır. Çünkü bütün blokların eşzamanlı çalışması oluşturulan sistem için kritik bir özelliktir. Her blok eş zamanlı çıktı vermeli ve hesaplanan öznitelikler eş zamanlı olarak karar bloğuna gönderilmelidir. GRC kütüphanesindeki hazır blokların her biri eş zamanlı çıkış verecek şekilde hazırlanmıştır. Elle hazırlanan bloklar da bu özellik dikkate alınarak yazılmıştır.

6.4 Deneyisel Sonuçlar

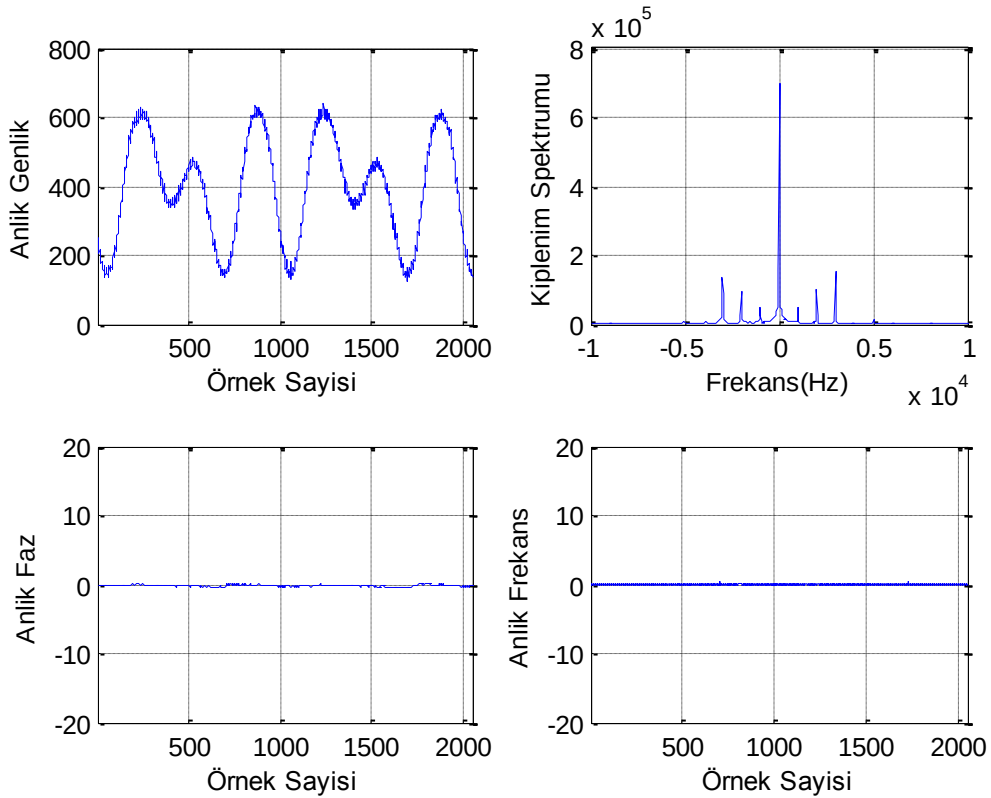
Bu bölümde, hazırlanan deneysel düzenek kullanılarak elde edilen anlık genlik, faz, frekans ve spektrum verilerinin yanında, bu verilerin dağılımları, USRP üzerinde gerçekleştirilen otomatik kiplenim sınıflandırıcısının ROC analizi ve başarımları incelenmiştir.

Öncelikle, USRP düzeneği kullanılarak, sınıflandırma işleminde kullanılan öznitelikleri hesaplamak için gereken anlık genlik, faz, frekans ve spektrum verileri incelenecektir. Çalışmada örnek mesaj sinyali olarak,

$$x(t) = 0.3\cos(2\pi f_1 t) + 0.6\sin(2\pi f_2 t) + 0.9\cos(2\pi f_3 t)$$

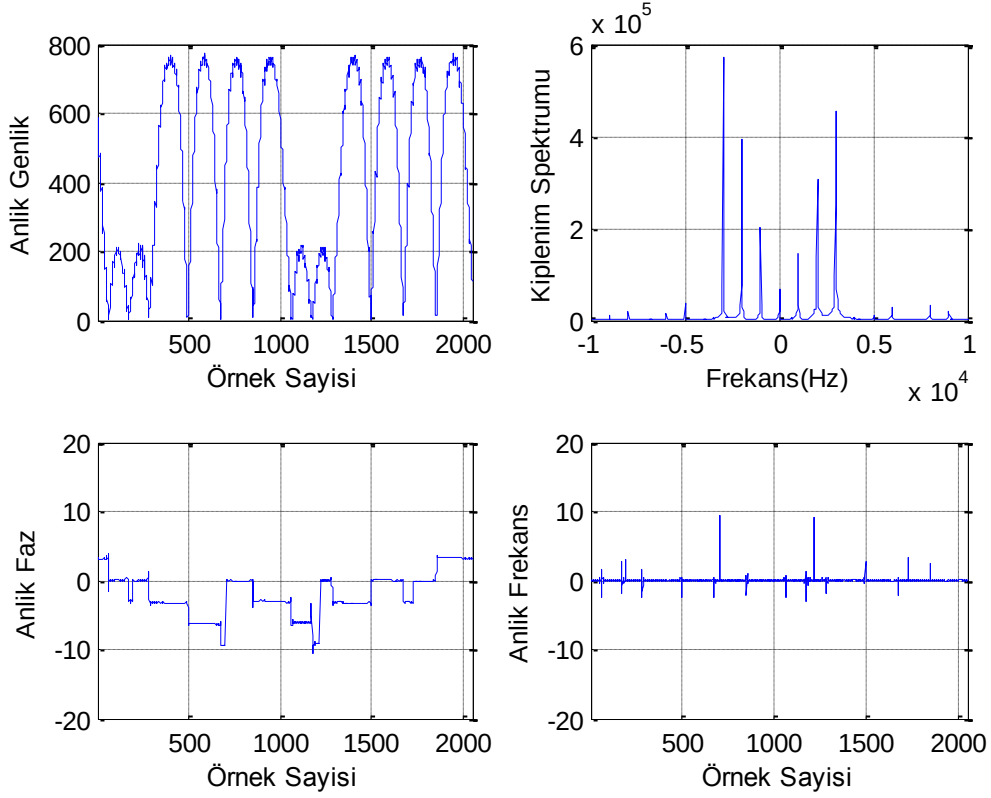
$$f_1 = 1000 \text{ Hz}, \quad f_2 = 2000 \text{ Hz}, \quad f_3 = 3000 \text{ Hz}$$

kullanılmıştır.



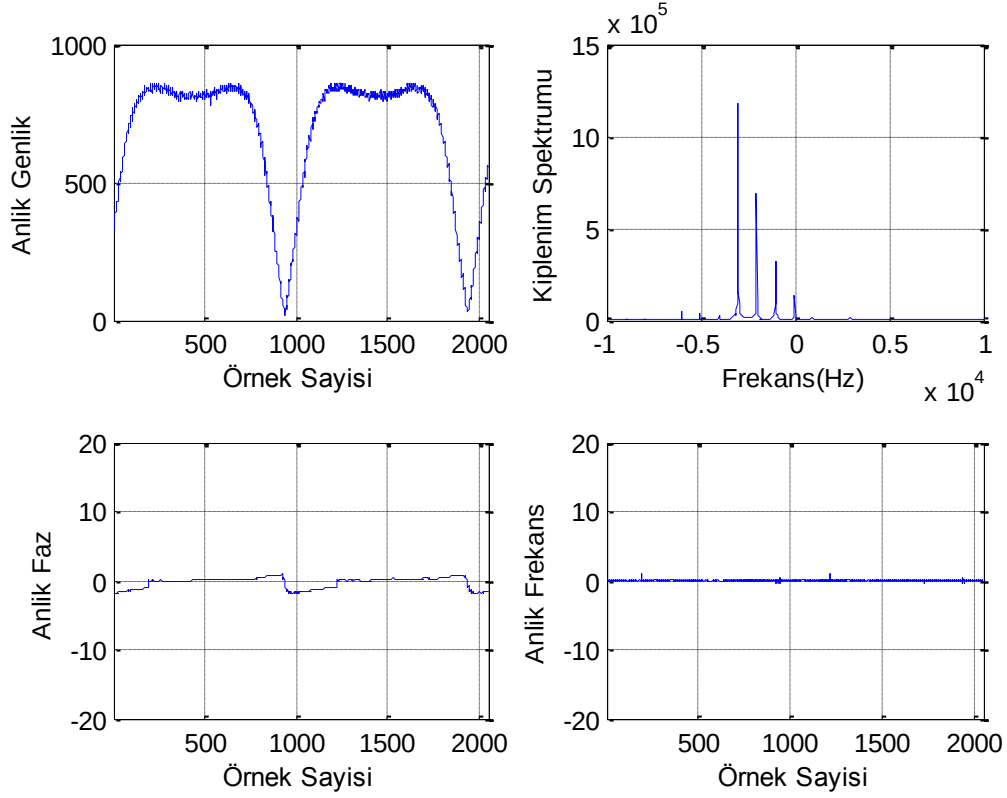
Şekil 6.3 USRP düzeneğinden elde edilen AM kiplenim parametreleri

Şekil 6.3'te verilen parametreler incelendiğinde, AM kiplenim için, Matlab benzetim çalışmalarında elde edilen sonucun bir benzeri elde edilmiştir. Anlık faz ve anlık frekans verileri herhangi bir bilgi içermemektedirler. Ancak anlık genlik verisi zamana bağlı değişen değerler almaktadır ve spektrum sıfır frekans etrafında bir simetriye sahiptir.



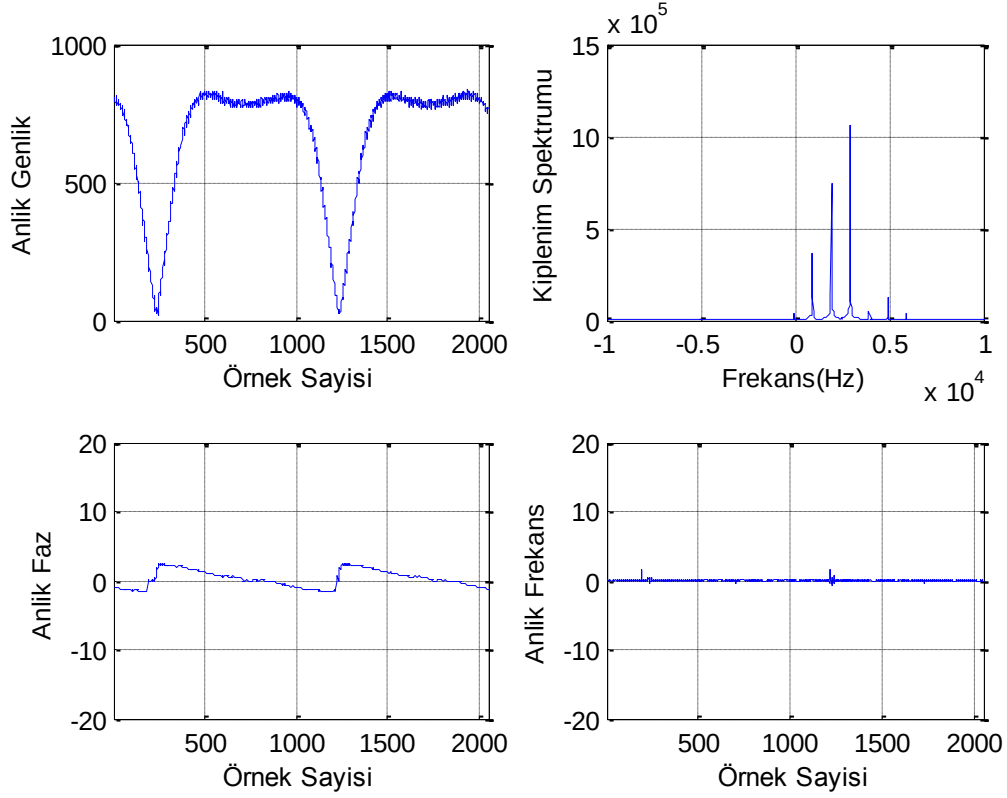
Şekil 6.4 USRP düzeneğinden elde edilen DSB kiplenim parametreleri

Şekil 6.4'de ise DSB kiplenim parametreleri verilmiştir. Bu kiplenim türünde, AM kiplenimden farklı olarak anlık faz ve anlık frekans verileri mesaja bağlı olarak değişiklik göstermekte ve bilgi içermektedir. Anlık genlik verisi de zamanla değişen bir davranış göstermiş ve spektrum verisi sıfır frekans etrafında simetriktir. USRP düzeneğinden elde edilen bu verilerin, Matlab benzetim çalışmalarında elde edilen veriler ile uyumlu olduğu gözlenmiştir.



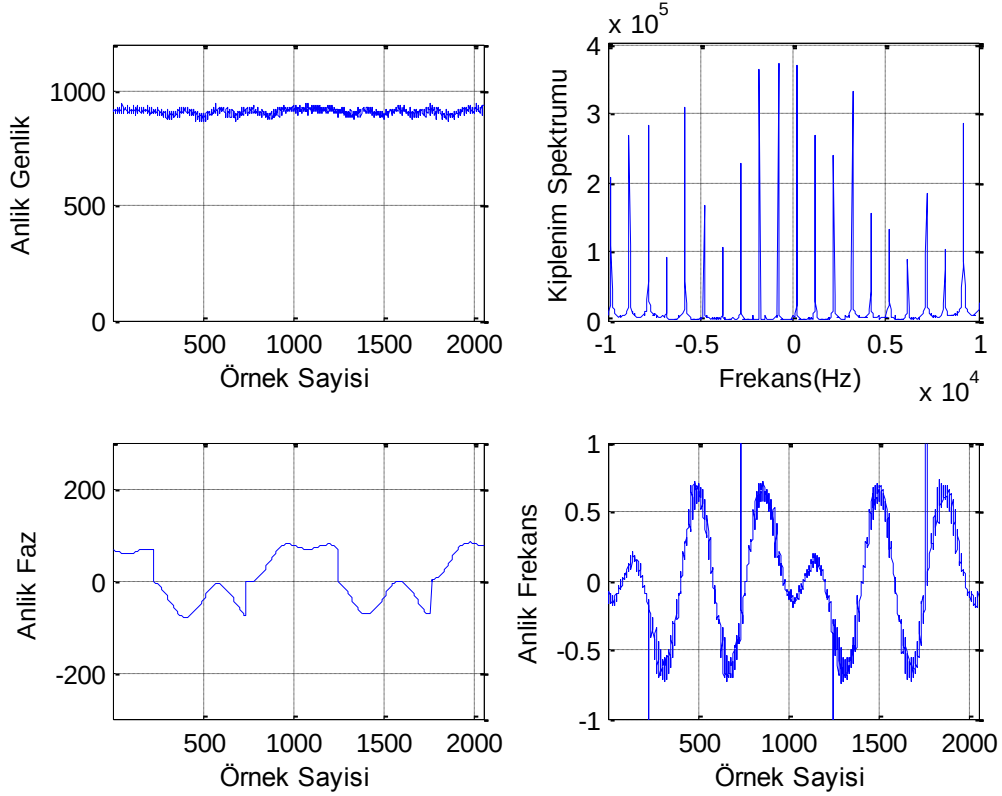
Şekil 6.5 USRP düzeneğinden elde edilen LSB kiplenim parametreleri

Şekil 6.5'te verilen LSB kiplenim türüne ait parametrelerden, spektrum verisi dikkati çekmektedir. LSB kiplenimde beklendiği gibi frekans bileşenleri sıfır frekansın altında toplanmıştır. Bu özellik LSB kiplenim türünü diğer kiplenim türlerinden ayırmak için kullanılır. Bunun yanında, anlık faz, frekans ve spektrum verileri de mesaj sinyaline bağlı olarak zamanla değişiklik göstermektedir.



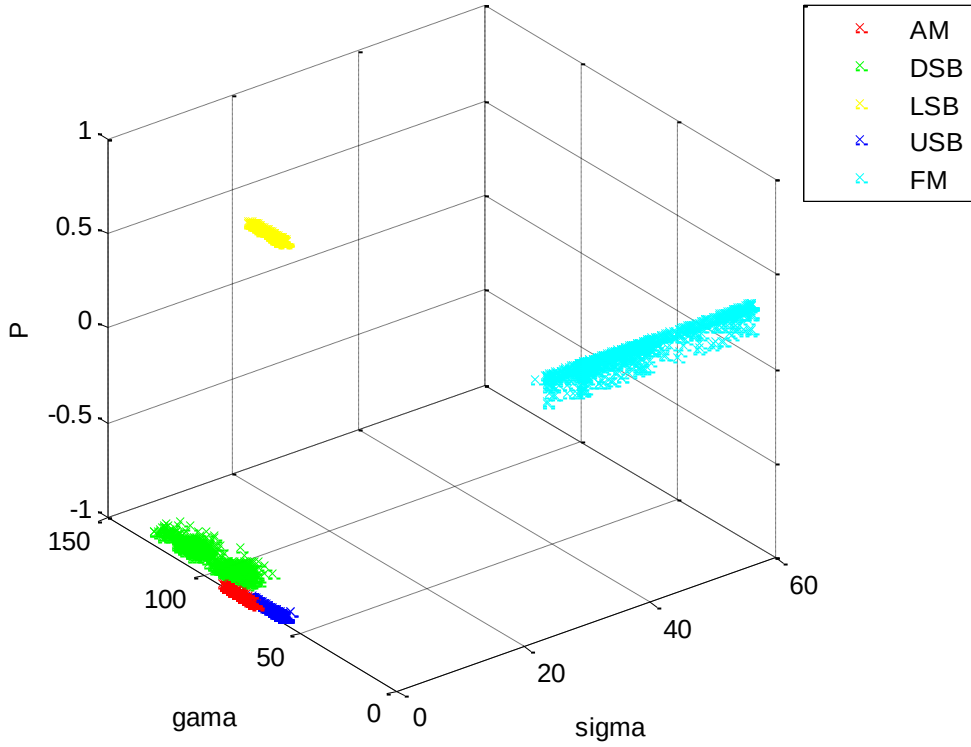
Şekil 6.6 USRP düzeneğinden elde edilen USB kiplenim parametreleri

Şekil 6.6'da verilen USB kiplenim parametreleri, LSB kiplenim parametreleri ile benzerlik göstermektedir. Aralarındaki tek fark, spektrum verisindedir. USB kiplenim türünde, frekans bileşenleri sıfır frekansın üzerinde yer almaktadır. Böylece diğer kiplenim türlerinden ayırt edilebilirler. Anlık faz, frekans ve spektrum verileri, LSB kiplenimdeki gibi, mesaj sinyaline bağlı olarak zamanla değişiklik göstermektedir. Hem LSB hem de USB kiplenim türleri için USRP düzeneğinden elde edilmiş veriler, Matlab benzetim çalışmalarından elde edilen verilerle uyumludur.



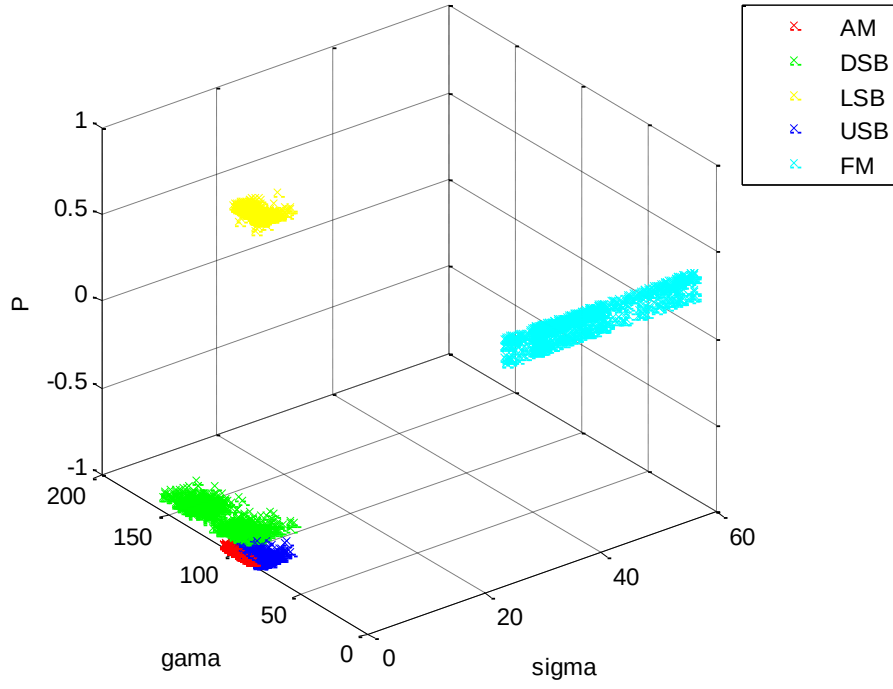
Şekil 6.7 USRP düzeneğinden elde edilen FM kiplenim parametreleri

Şekil 6.7’de verilen FM kiplenim parametreleri incelendiğinde, anlık genlik verisinin mesaj sinyaline bağlı herhangi bir bilgi içermediği gözlenmektedir. Çünkü FM kiplenimde taşıyıcı sinyalin frekansı mesaj sinyaline göre kiplenir. Anlık faz ve anlık frekans verileri incelendiğinde bu sonuç daha net görülecektir. Anlık frekans, zamanla değişmekte ve mesaj sinyalini vermektedir. Bu nedenlerden dolayı anlık genlik FM kiplenim için ayırt edici bir özelliktir. FM kiplenim için USRP düzeneğinden elde edilen veriler, Matlab benzetim çalışmalarından elde edilen verilerle uyumludur. Ancak donanımdan kaynaklanan bazı problemlerden dolayı özellikle anlık faz ve frekans verilerinde bir miktar bozulma yaşanmıştır. Bu problemin detayı ve çözüm yolu Ek-2’de anlatılmıştır.



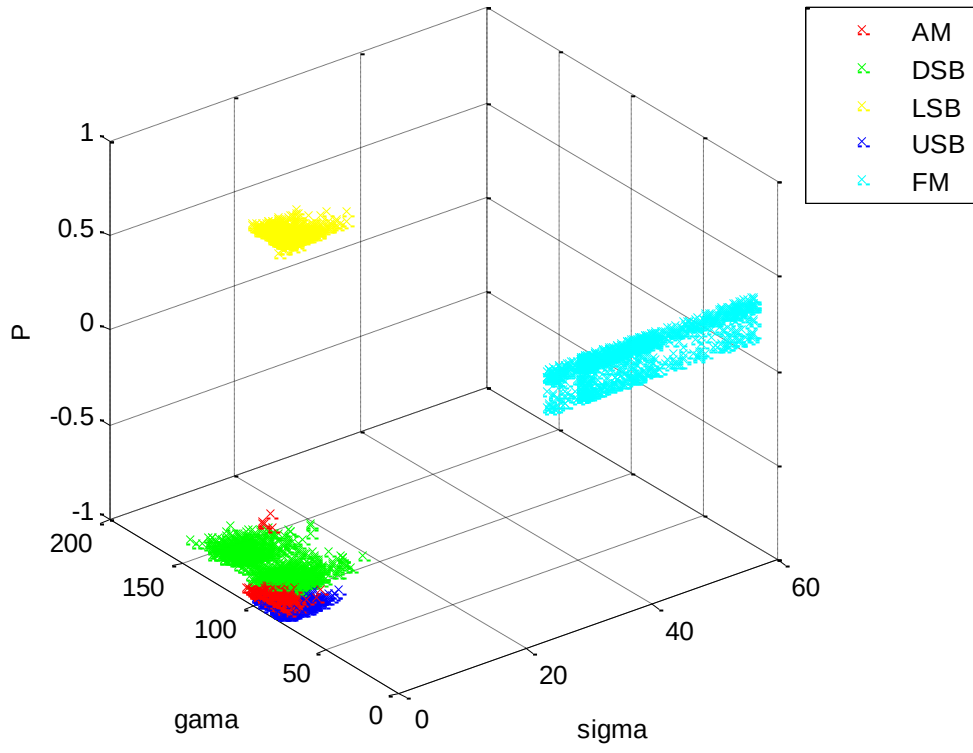
Şekil 6.8 SNR = 20 dB için özniteliklerin dağılımı

Şekil 6.8’de USRP düzeneğinden elde edilen anlık genlik, anlık faz ve spektrum verileri kullanılarak hesaplanmış özniteliklerin, her bir kiplenim türü için üç boyutlu uzaydaki dağılımı gösterilmiştir. Bu gösterimde de görüldüğü gibi, bazı öznitelikler olması gerektiği gibi elde edilmiş ancak bazıları hatalı hesaplanmıştır. Oluşan hatanın P özniteliğinden kaynaklandığı belirlenmiştir. σ_{dp} ve γ_{max} öznitelikleri benzetim çalışmalarında elde edilen verilere oldukça benzemektedir. P öznitelikliğinde meydana gelen hata alıcı USRP’deki osilatörün zamanla frekans değiştirmesine dayanmaktadır. Bu problemle ilgili daha detaylı bilgi Ek-2’de verilmiştir. USRP üzerinde herhangi bir özniteliğin hatalı hesaplanması, sınıflandırma performansını direk olarak etkileyen bir etmendir. Bu problem, Ek-2’de anlatılan şekilde çözülmeye çalışılmıştır. Bu yöntemde sınıflandırma işleminden önce bir kalibrasyon işlemi yapmak gerekmektedir ancak bu durum sistemin tamamen otomatik çalışmasına engel olmaktadır. Gelecekte hem gelişen donanım mimarileri hem de geliştirilecek farklı yazılımsal çözümler ile bu problemin aşılabacağı düşünülmektedir.

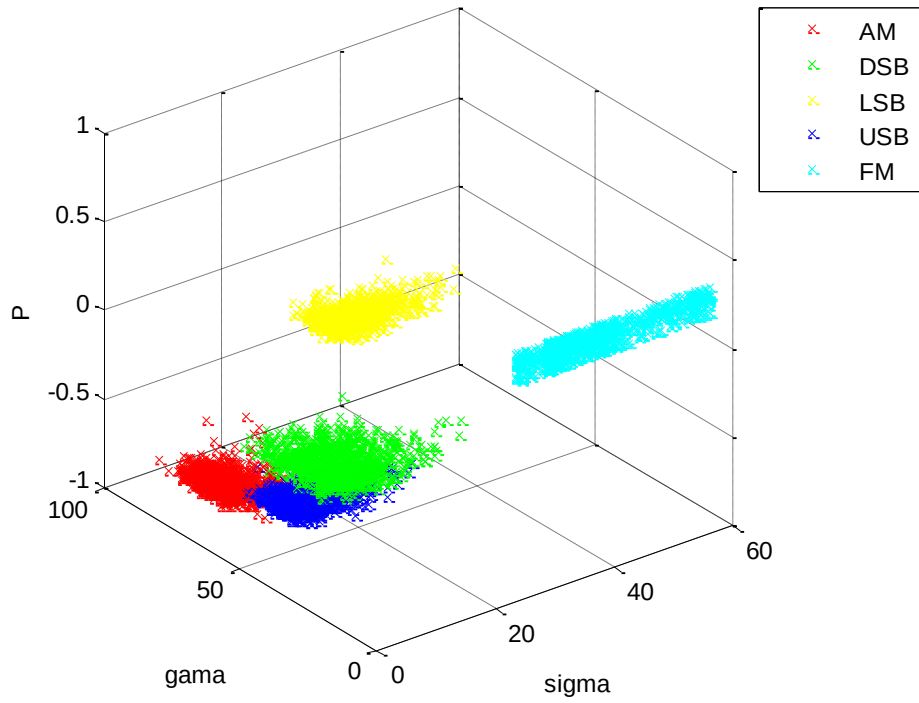


Şekil 6.9 SNR = 15 dB için özniteliklerin dağılımı

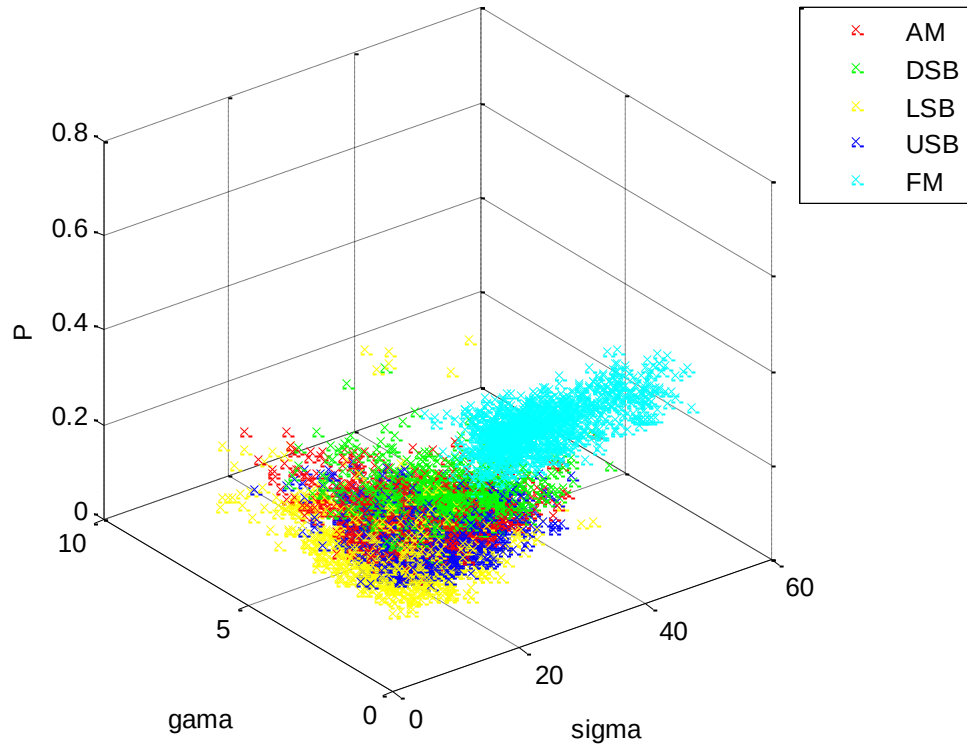
Şekil 6.9-Şekil 6.12’de farklı SNR oranları için USRP düzeneğinden elde edilen özniteliklerin dağılımı görülmektedir. SNR oranı azaldıkça öznitelikler hatalı hesaplanmaya başlanmış ve birbirlerine girişimleri artmıştır. Bu durum hem karar ağacı sınıflandırıcılar hem de enküçük uzaklık sınıflandırıcılar için sınıflandırma işlemini zorlaştırmaktadır. Bu nedenle SNR oranı azaldıkça sınıflandırma performansı kötüleşmektedir.



Şekil 6.10 SNR = 10 dB için özniteliklerin dağılımı

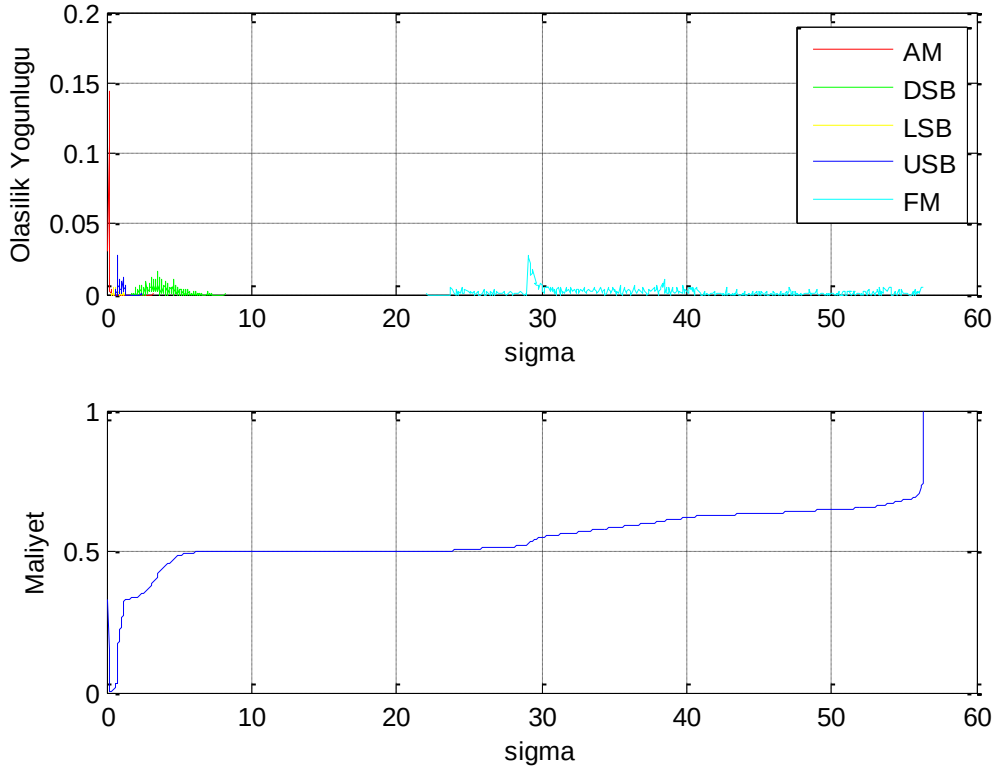


Şekil 6.11 SNR = 5 dB için özniteliklerin dağılımı



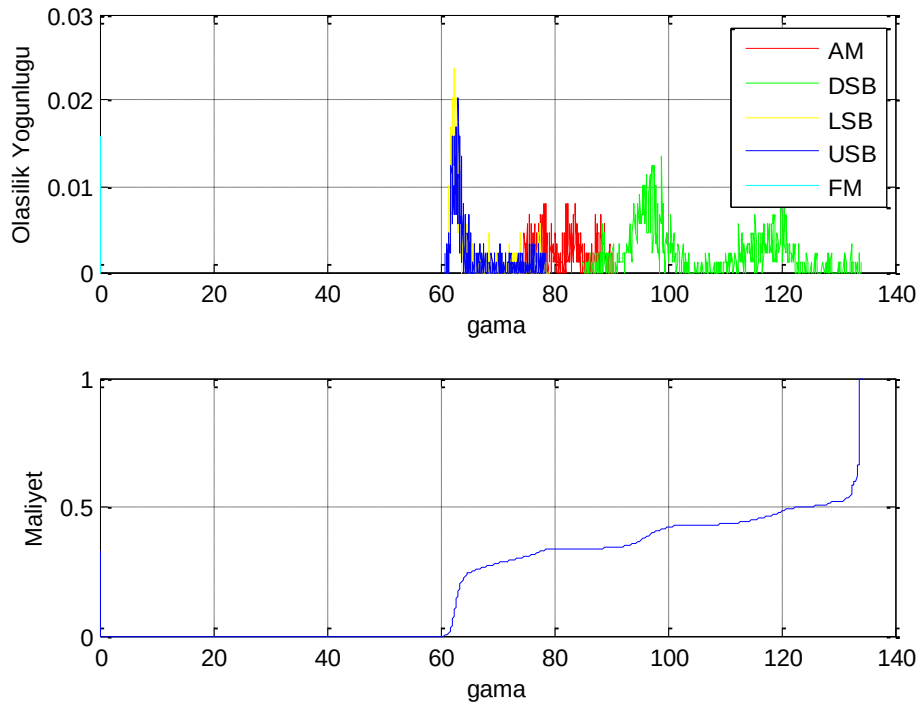
Şekil 6.12 SNR = 0 dB için özniteliklerin dağılımı

Önceki bölümlerde bahsedildiği gibi, USRP düzeneği üzerinde karar ağacı yapısında bir kiplenim sınıflandırıcı gerçekleştirilmiştir. Bölüm 4.2’de anlatılan karar ağacı yapılarında kullanılan eşik değerler, sınıflandırıcının en kritik parametrelerinden biridir. Benzetim çalışmalarında eşik değer belirlemek için izlenen yöntem USRP düzeneği için de izlenmiştir. Buna göre, deneysel düzenek kullanılarak elde edilen özniteliklerin dağılımları belirlenmiş ve karar ağacında yer alan her bir karar düğümü için iki küme belirlenip maliyet işlevi hesaplanmıştır. Maliyet işlevini en küçükten nokta, eşik değer olarak belirlenmiştir. 20dB, 15dB ve 10dB SNR değerleri için özniteliklerin dağılımları ve maliyet işlevleri aşağıdaki şekillerde verilmiştir.

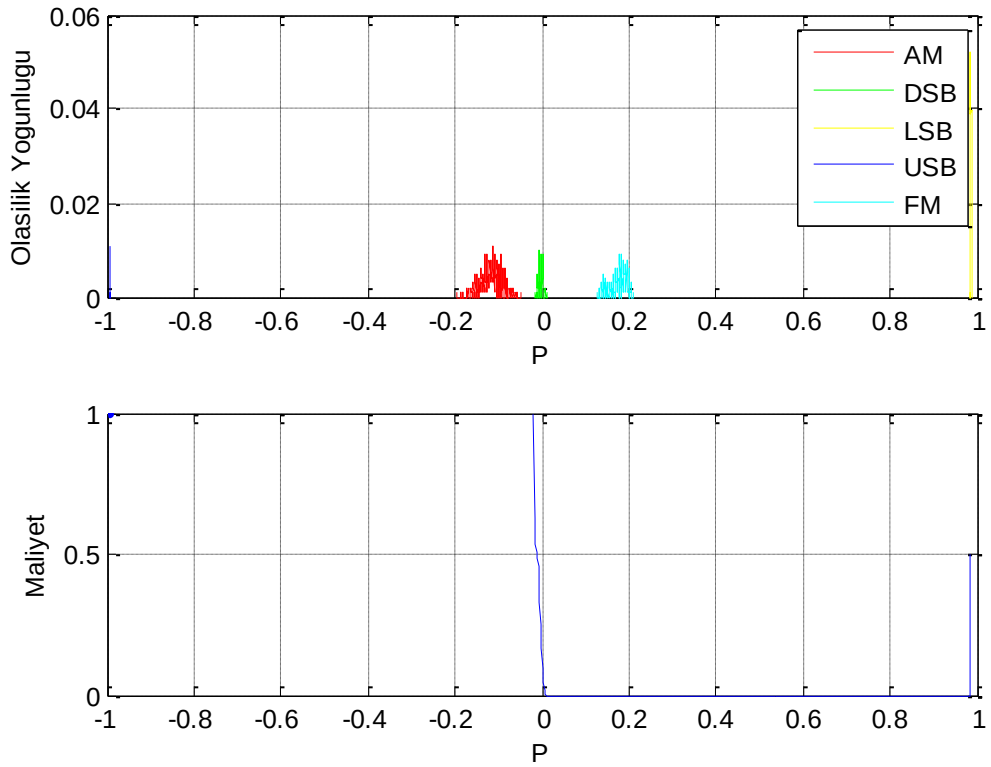


Şekil 6.13 SNR = 20 dB iken σ_{dp} 'nin dağılımı ve maliyet işlevi

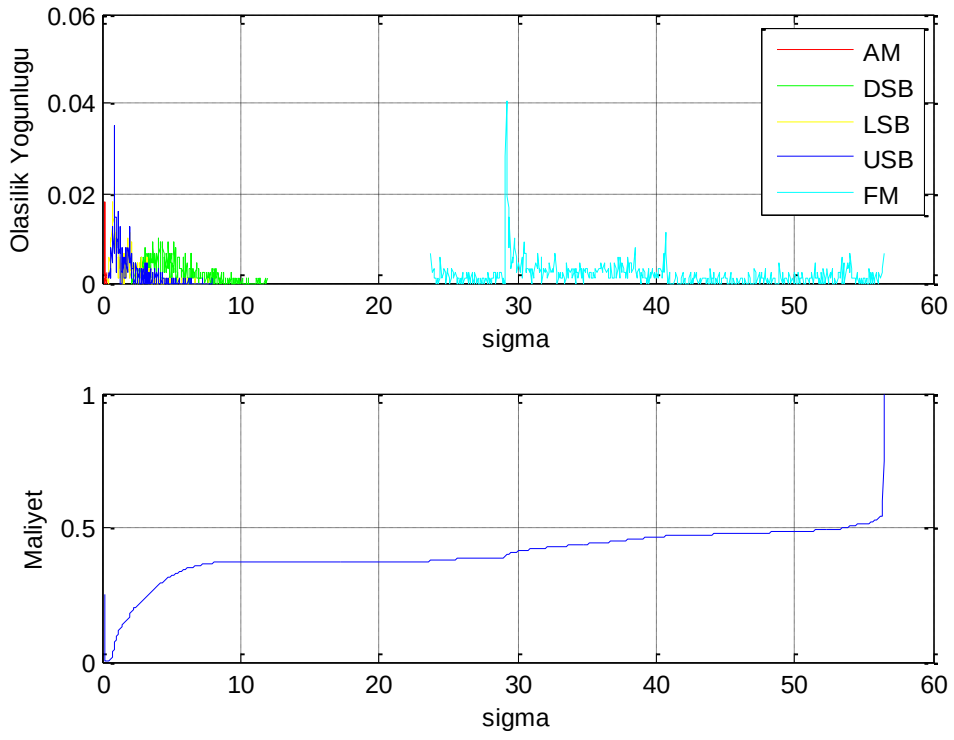
Şekiller incelendiğinde, SNR oranındaki düşmenin, dağılımlarda ve maliyet işlevinde yarattığı etki görülmektedir. SNR seviyesi düştükçe gürültü nedeniyle dağılımların değişimleri artmış ve yayılmaya başlamışlardır. Bu durum, maliyet işlevinde seçilecek, maliyeti sıfır yapan nokta veya aralığın daralmasına sebep olmuştur. Buna bağlı olarak seçilen eşik değerleri Çizelge 6.1’de verilmiştir.



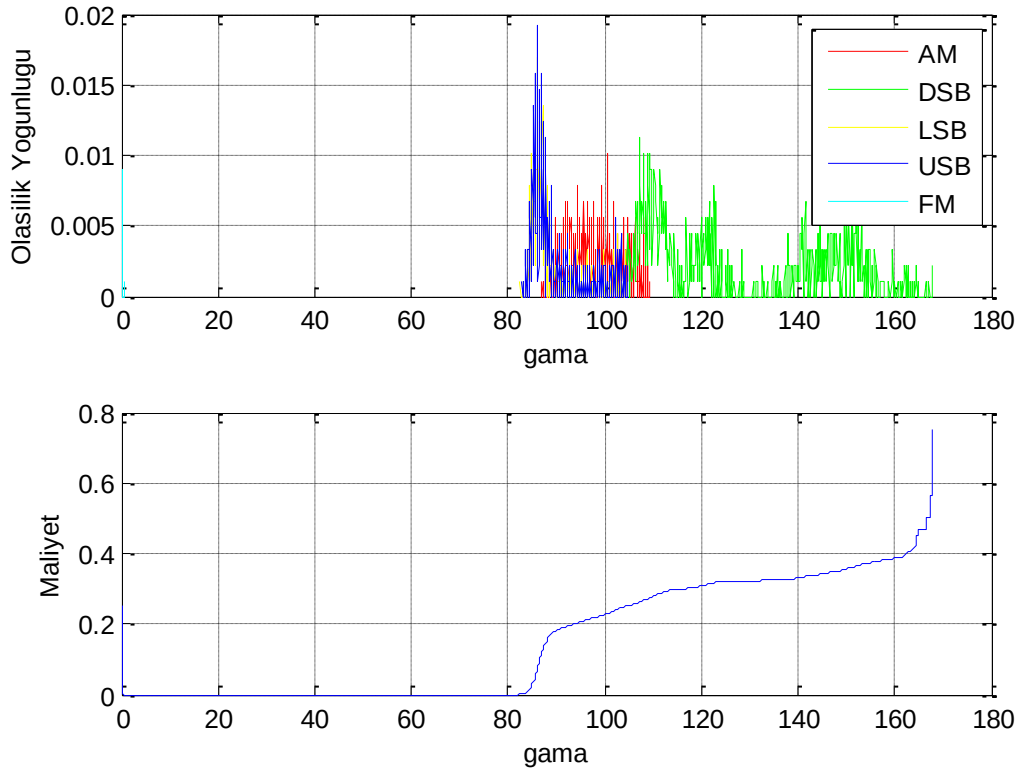
Şekil 6.14 SNR = 20 dB iken γ_{max} 'ın dağılımı ve maliyet işlevi



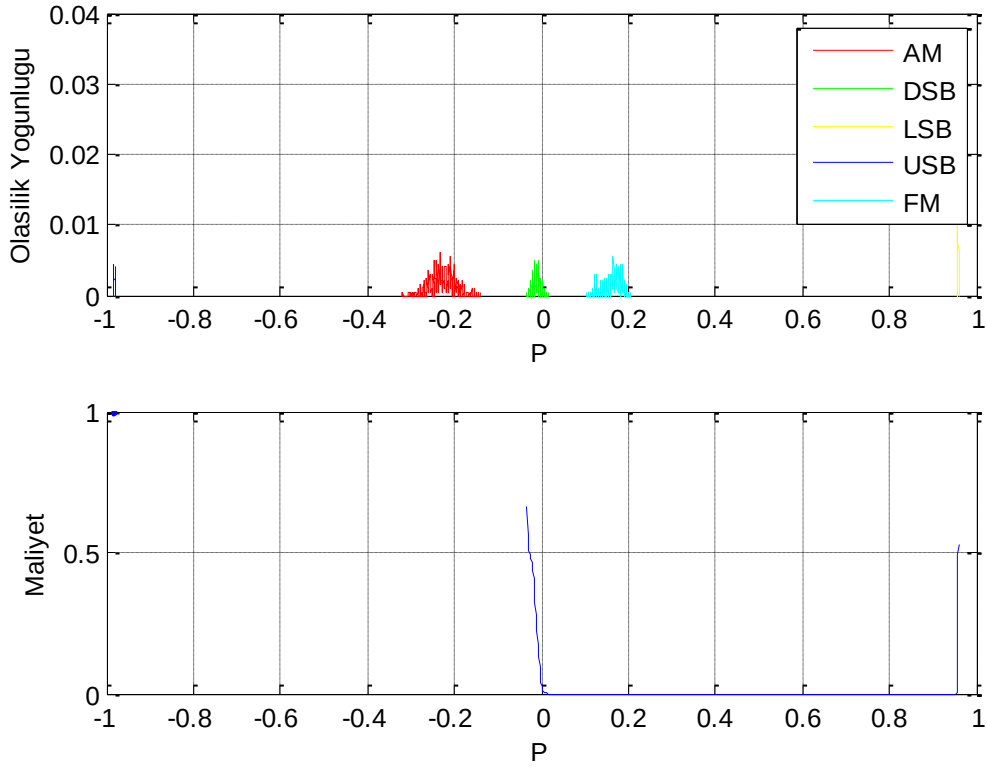
Şekil 6.15 SNR = 20 dB iken P 'nin dağılımı ve maliyet işlevi



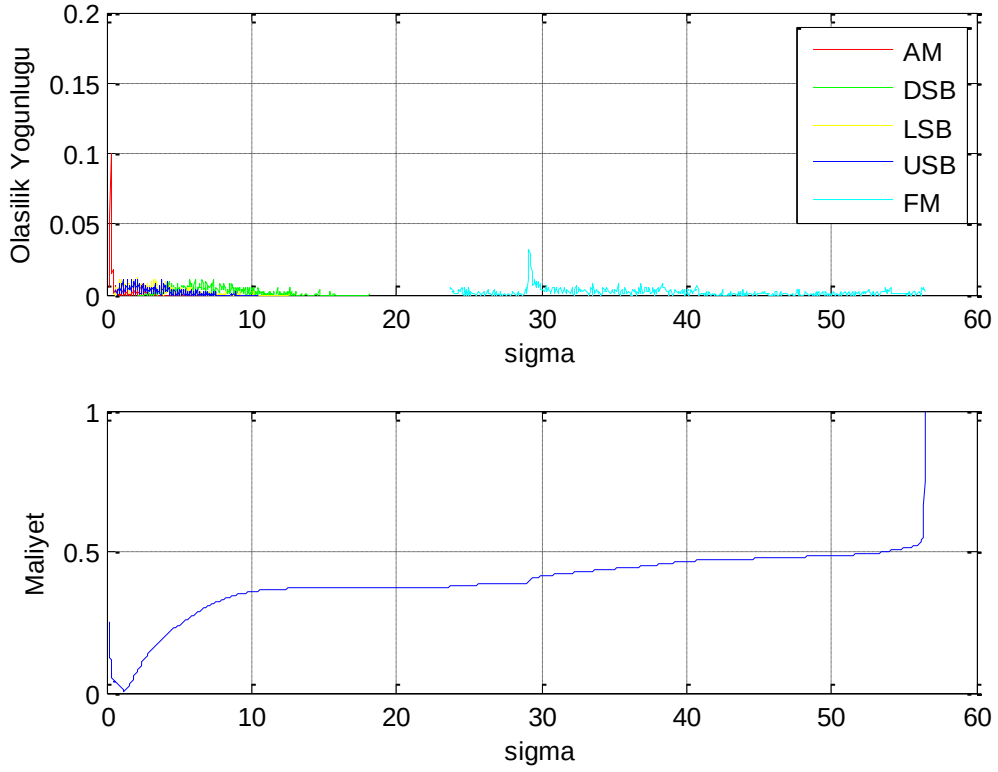
Şekil 6.16 SNR = 15 dB iken σ_{dp} 'nin dağılımı ve maliyet işlevi



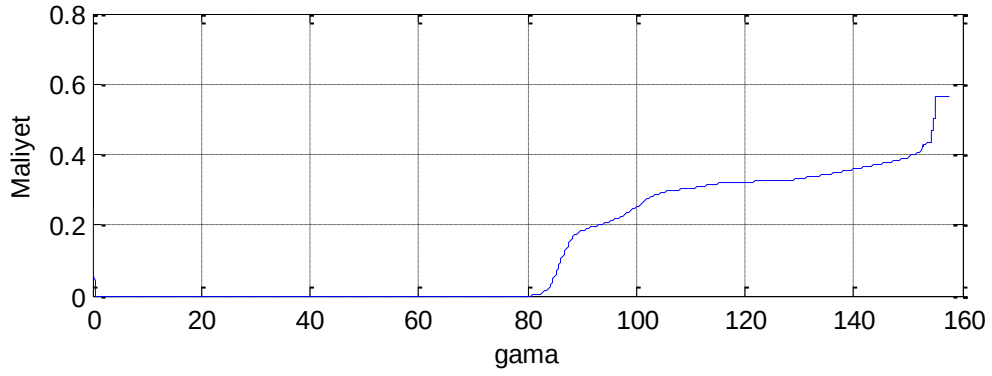
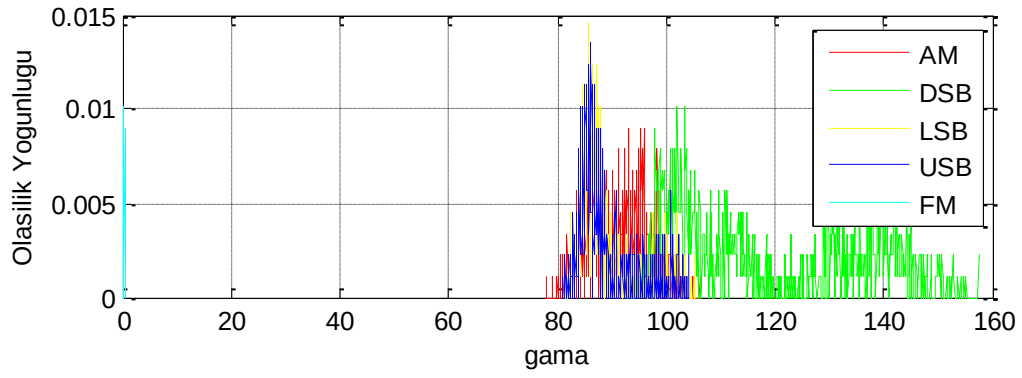
Şekil 6.17 SNR = 15 dB iken γ_{max} 'ın dağılımı ve maliyet işlevi



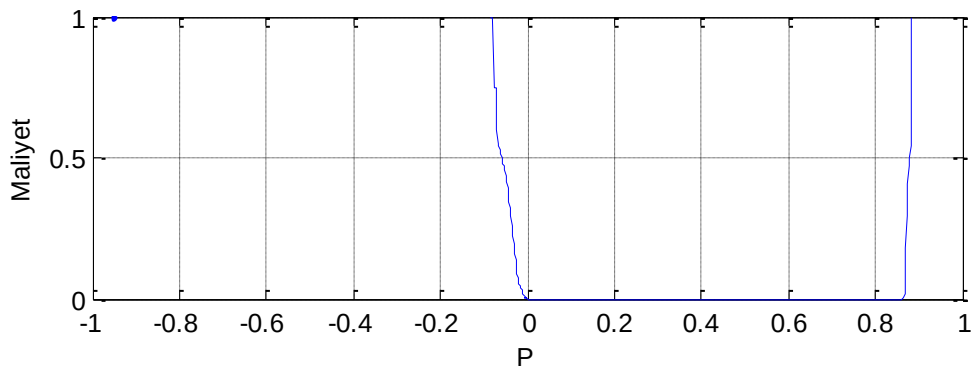
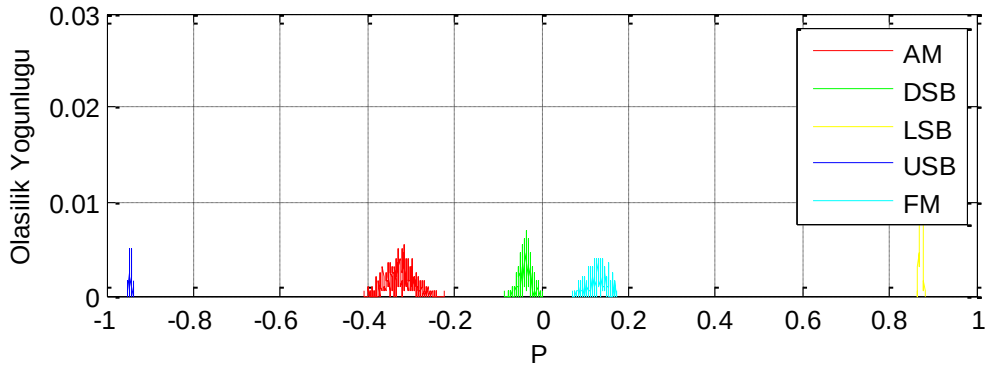
Şekil 6.18 SNR = 15 dB iken P 'nin dağılımı ve maliyet işlevi



Şekil 6.19 SNR = 10 dB iken σ_{dp} 'nin dağılımı ve maliyet işlevi

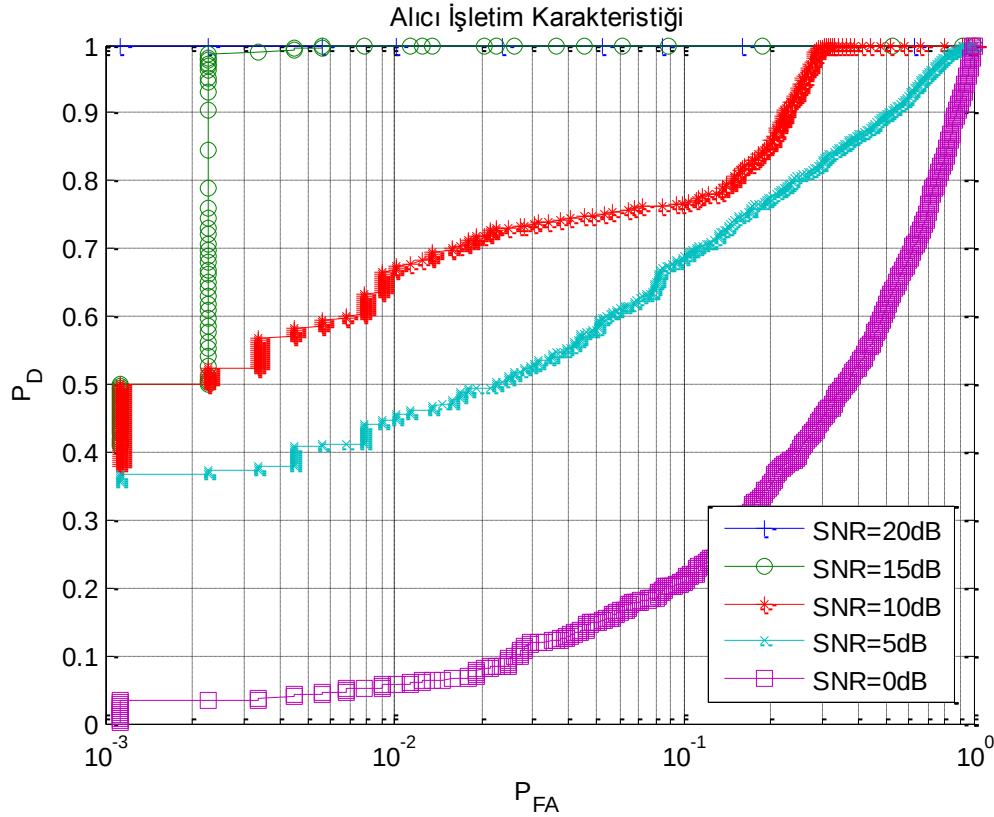


Şekil 6.20 SNR = 10 dB iken γ_{max} 'ın dağılımı ve maliyet işlevi



Şekil 6.21 SNR = 10 dB iken P 'nin dağılımı ve maliyet işlevi

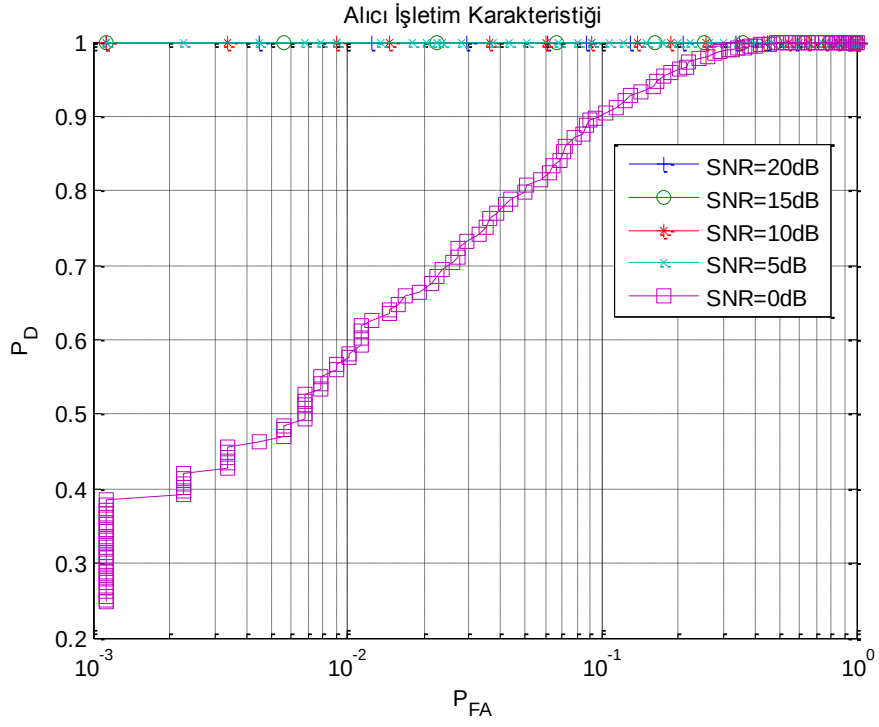
Yukarıdaki şekillerde farklı SNR değerleri için verilen dağılımlar, geliştirilen sınıflandırıcının işletim karakteristiğini de belirlemektedir. Bu konu daha önceki bölümlerde alıcı işletim karakteristiği başlığı altında incelenmiştir. Benzer bir yöntem kullanarak, USRP düzeneği üzerinde gerçekleştirilen sınıflandırıcı için de SNR oranına bağlı ROC eğrileri Şekil 6.22’de çizdirilmiştir.



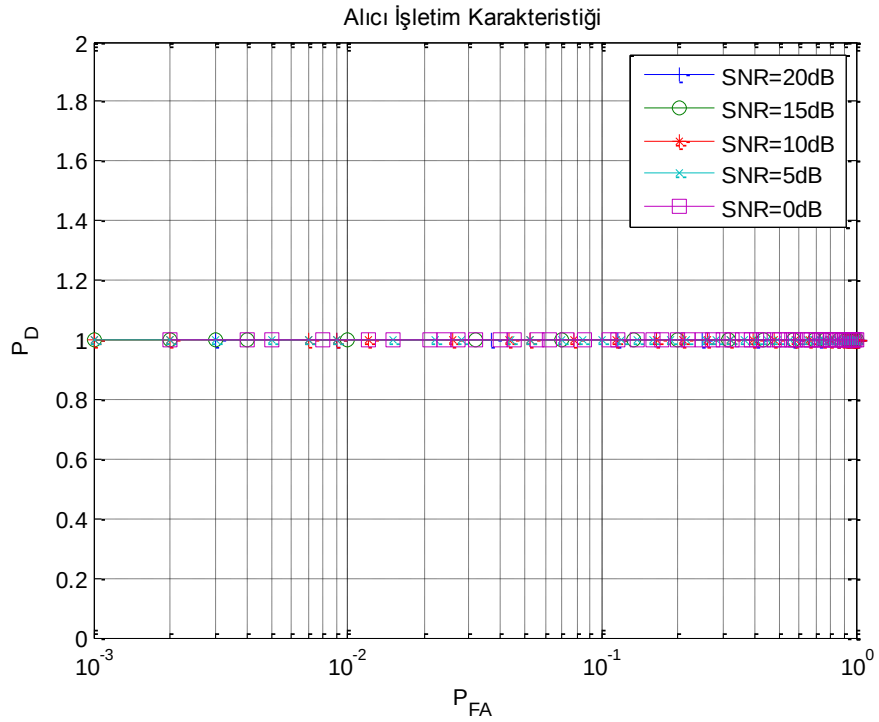
Şekil 6.22 USRP düzeneğinden σ_{dp} için elde edilen ROC eğrileri

Şekil 6.22’de karar ağacının ilk karar düğümünde kullanılan σ_{dp} özneliliğine ait ROC eğrileridir. Şekilde görüldüğü gibi, ROC eğrileri 15 dB SNR civarında kırılım göstermeye, yani hatalı kabul yapmaya başlamıştır. Şekil 6.23’de ise γ_{max} özneliliğine ait ROC eğrileri gösterilmiştir. Eğri 0 dB SNR oranında kırılım göstermiştir. Bu sonuca dayanarak γ_{max} özneliliğinin gürültüden σ_{dp} özneliliğine kıyasla daha az etkilendiği söylenebilir. Son olarak Şekil 6.24’de P özneliliği için elde edilen ROC eğrileri incelenmiştir. Bu eğrilere bakıldığında 0 dB SNR oranına kadar kırılım olmamıştır. Çünkü P özneliliğine bakılarak sınıflandırılan iki küme 0 dB

SNR oranında dahi girişim göstermemiştir. ROC eğrilerinde kırılımı sağlayan sınıflandırılan iki kümedeki girişimdir.



Şekil 6.23 USRP düzeneğinden γ_{max} için elde edilen ROC eğrileri



Şekil 6.24 USRP düzeneğinden P için elde edilen ROC eğrileri

Çizelge 6.1 USRP ve Matlab kullanılarak belirlenen eşik değerler

Öznitelik	USRP ile belirlenen Eşik Değer	Matlab ile belirlenen Eşik Değer
$t(\sigma_{dp})$	0.5	0.5
$t(\gamma_{max})$	10	10
$t(P)$	0.4	0.4

Çizelge 6.1’de verilen eşik değerler kullanılarak, gerçekleştirilen sınıflandırıcının başarımı test edilmiştir. Bu eşik seviyeleri, USRP donanımından kaynaklanan bazı kısıtlar dolayısıyla sinüzoidal giriş sinyali ile USRP üzerinden elde edilen veriler kullanılarak hesaplanmıştır. Aynı giriş sinyali ile Matlab kullanılarak elde edilen eşik seviyeleri de aynı çizelge üzerinde gösterilmiştir. Görüldüğü gibi her iki yöntem ile belirlenen eşik seviyeleri aynıdır.

Başarım, Matlab benzetim çalışmalarında olduğu gibi, karıştırma matrisi üzerinde incelenmiştir. Böylece, sınıflandırıcının yaptığı yanlış kabuller de gözlenmiştir. Çizelge 6.2-Çizelge 6.11’de, sınıflandırıcının SNR oranına bağlı performansı gösterilmektedir. Bu verileri elde etmek için, GRC yazılımı üzerinde hazırlanan SNR hesaplama ve başarım blokları kullanılmıştır. Testlerde kullanılan mesaj sinyali, AM kiplenim derinliği, FM kiplenim indeksi gibi parametrelerin sonuca etkisini daha rahat bir şekilde görebilmek için sinüzoidal bileşenlerden oluşturulmuştur. Benzetim çalışmaları ile USRP düzeneğinden elde edilen sonuçlar, kıyaslama amacıyla, arka arkaya verilmiştir.

Çizelge 6.2 SNR = 20 dB için benzetim sonucu oluşan karıştırma matrisi

Girişte verilen kiplenim türü	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
	AM	DSB	LSB	USB	FM
AM	100	-	-	-	-
DSB	-	100	-	-	-
LSB	-	-	100	-	-
USB	-	-	-	100	-
FM	-	-	-	-	100

Çizelge 6.3 SNR = 20dB için USRP’de gerçekleştirilen sınıflandırıcı karıştırma matrisi

Girişte verilen kiplenim türü	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
	AM	DSB	LSB	USB	FM
AM	100	-	-	-	-
DSB	-	100	-	-	-
LSB	-	-	100	-	-
USB	-	-	-	100	-
FM	-	-	-	-	100

Çizelge 6.4 SNR = 15 dB için benzetim sonucu oluşan karıştırma matrisi

Girişte verilen kiplenim türü	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
	AM	DSB	LSB	USB	FM
AM	100	-	-	-	-
DSB	-	100	-	-	-
LSB	-	-	100	-	-
USB	-	-	-	100	-
FM	-	-	-	-	100

Çizelge 6.5 SNR = 15dB için USRP’de gerçekleştirilen sınıflandırıcı karıştırma matrisi

Girişte verilen kiplenim türü	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
	AM	DSB	LSB	USB	FM
AM	100	-	-	-	-
DSB	-	100	-	-	-
LSB	-	-	100	-	-
USB	-	-	-	100	-
FM	-	-	-	-	100

Çizelge 6.6 SNR = 10 dB için benzetim sonucu oluşan karıştırma matrisi

Girişte verilen kiplenim türü	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
	AM	DSB	LSB	USB	FM
AM	95.8	3.1	-	-	0.1
DSB	-	100	-	-	-
LSB	-	-	100	-	-
USB	-	-	-	100	-
FM	-	-	-	-	100

Çizelge 6.7 SNR = 10dB için USRP’de gerçekleştirilen sınıflandırıcı karıştırma matrisi

Girişte verilen kiplenim türü	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
	AM	DSB	LSB	USB	FM
AM	85.8	13.9	-	-	0.3
DSB	-	100	-	-	-
LSB	-	-	99.85	-	0.15
USB	-	-	-	100	-
FM	-	-	-	-	100

Çizelge 6.8 SNR = 5 dB için benzetim sonucu oluşan karıştırma matrisi

Girişte verilen kiplenim türü	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
	AM	DSB	LSB	USB	FM
AM	25.7	73.3	-	-	1.0
DSB	-	100	-	-	-
LSB	-	-	100	-	-
USB	-	-	-	100	-
FM	-	-	-	-	100

Çizelge 6.9 SNR = 5 dB için USRP’de gerçekleştirilen sınıflandırıcı karıştırma matrisi

Girişte verilen kiplenim türü	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
	AM	DSB	LSB	USB	FM
AM	5.5	92.7	-	-	1.8
DSB	-	100	-	-	-
LSB	-	-	96.3	-	3.7
USB	-	-	-	97.6	2.4
FM	-	-	-	-	100

Çizelge 6.10 SNR = 0 dB için Benzetim Sonucu Oluşan Karıştırma Matrisi

Girişte verilen kiplenim türü	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
	AM	DSB	LSB	USB	FM
AM	-	95.4	-	-	4.6
DSB	-	100	-	-	-
LSB	-	-	100	-	-
USB	-	-	-	100	-
FM	-	-	-	-	100

Çizelge 6.11 SNR = 0dB için USRP’de gerçekleştirilen sınıflandırıcı karıştırma matrisi

Girişte verilen kiplenim türü	Sınıflandırılan Kiplenim Türü				
	AM	DSB	LSB	USB	FM
AM	-	1.54	-	-	98.46
DSB	-	100	-	-	-
LSB	-	30.4	69.6	-	-
USB	-	28.8	-	71.2	-
FM	-	-	-	-	100

Yukarıda verilen başarımların sonuçları incelendiğinde, 10 dB ve üzerindeki SNR oranlarında, benzetim çalışmalarında elde edilen sonuçlarla, deneysel düzenden elde edilen sonuçların örtüştüğü görülmektedir. Sınıflandırılan ve yanlış kabul olarak algılanan kiplenim türleri bu SNR seviyelerinde yaklaşık olarak aynıdır. Ancak 10 dB SNR oranının altında, sınıflandırılan ve yanlış kabul olarak algılanan kiplenim türleri farklı olabilmektedir. Örneğin 5dB SNR için AM kiplenim türü, benzetim çalışmaları yoluyla %25 civarında sınıflandırılmışken, bu oran USRP’de gerçekleştirilen sınıflandırıcı için %5 civarındadır. Aradaki farkın Ek-2’de anlatılan,

anlık faz hesabı sırasında kullanılan eğri uydurma hatasından kaynaklandığı düşünülmektedir. Bununla beraber, benzetim çalışmalarında 0 dB SNR için AM kiplenimde, yanlış kabul %95.4 oranında DSB kiplenim yönünde olmuştur. Ancak bu USRP'de gerçekleştirilen sınıflandırıcıda, yanlış kabul %98.46 oranında FM yönünde olmuştur. Aradaki farkın SNR hesaplama bloğunda meydana gelen hatadan ortaya çıktığı düşünülmektedir. SNR hesaplama bloğu özellikle 0 dB gibi düşük SNR seviyelerinde, net bir sonuç verememektedir. 0 dB'den daha düşük SNR seviyeleri 0 dB olarak yansıtılabilmektedir.

7. SONUÇ ve DEĞERLENDİRMELER

Otomatik kiplenim sınıflandırma, bilinmeyenlerin sayısının fazla olduğu kolay olmayan bir işlemdir. Sınıflandırılacak kiplenim türlerinin sayısı ve gürültülü kanal etkisi arttıkça bu işlem daha da zor hale gelir. Bu nedenle yapılan çalışmada, işlemsel karmaşıklığı düşük olan öznitelik tabanlı sınıflandırma yöntemi tercih edilmiştir. Öncelikle sınıflandırma için kullanılacak öznitelikler Azzouz ve Nandi'nin [1] çalışmasına göre belirlenmiştir. Sinyalin anlık faz, anlık genlik ve spektrum özelliklerinden yararlanılarak merkezlenmiş anlık fazın doğrusal olmayan bileşeninin standart sapması σ_{dp} , düzgelenmiş merkezlenmiş anlık genliğin PSD'sinin en büyük değeri γ_{max} ve modüle edilmiş sinyalin taşıyıcı frekans etrafındaki spektrum simetrisi P değerleri elde edilmiştir. Karar aşamasında karar ağacı, enküçük uzaklık sınıflandırıcı ve destek vektör makinası yapıları kullanılmıştır. Karar ağacı yapılarındaki karar düğümlerinde ikili karar uygulandığından dolayı, düğümlerde meydana gelen yanlış kabul olasılıklarının analizi yapılmış ve ROC eğrileri yardımıyla gözlenmiştir. Kullanılan eşik değerlerinin belirlenmesinde genel bir eniyileme çözümü kullanılmış ve maliyet işlevini enküçülten nokta veya aralık eşik değer olarak seçilmiştir. Belirlenen eşik seviyeleri ve geliştirilen karar ağacı yapısı kullanılarak Matlab benzetim çalışmaları yapılmıştır. Enküçük uzaklık sınıflandırıcı için de karar ağacında kullanılan özniteliklerin aynısı kullanılmıştır. Ancak karar ağacındaki gibi sıradüzensel bir yapıda ağacın kollarında ilerleyerek değil, bir defada bütün öznitelikleri kullanarak sınıflandırma yapılmıştır. Bu sınıflandırma yönteminin özellikle düşük SNR seviyelerinde (<10dB), AM kiplenim sınıflandırma performansını arttırdığı ancak, FM sınıflandırma performansını bir miktar düşürdüğü gözlenmiştir. Son olarak geliştirilen DVM sınıflandırıcı için aynı özniteliklerin 3-B uzayda oluşturduğu kümeler kullanılarak bir sınıflandırma gerçekleştirilmiştir. Her bir kiplenim türünü bir diğerinden ayıran hiperdüzlemler belirlenmiş ve bu düzlemin oluşturduğu fonksiyona göre sınıflandırma yapılmıştır. Bu sınıflandırma türünde de düşük SNR seviyelerinde (<10dB), karar ağacına kıyasla AM kiplenim sınıflandırma performansının arttığı ancak DSB sınıflandırma performansında bir miktar düşüş yaşandığı gözlenmiştir. Düşük SNR seviyelerinde meydana gelen bu düşüşün sebebi, destek vektör makinaları ile oluşturulan hiperdüzlemin, veri setleri arasındaki girişim sebebiyle, sınıflandırma işlemini %100 performansla

gerçekleştirememesidir. Daha sonrasında, Matlab üzerinde geliştirilen karar ağacı sınıflandırıcı, GRC yazılımı aracılığıyla USRP kartı üzerine aktarılmış ve sınıflandırıcının başarımlı performansı incelenmiştir. USRP üzerinde gerçekleştirilen sınıflandırıcıdan elde edilen sonuçların benzetim çalışmasında elde edilen sonuçlar ile örtüştüğü gözlenmiştir.

Çalışmada incelenen öznelık tabanlı üç sınıflandırıcıdan karar ağacı sınıflandırıcı USRP üzerinde gerçekleştirilebilmiştir. Burada özellikle donanımdan kaynaklanan problemler diğer sınıflandırıcıların gerçekleştirilmesinde güçlük çıkarmıştır. USRP kartlarında yer alan salınıcıların frekans ötelemeleri, “.wav” dosyası okumada yaşanan veri kayıpları ve kartlarda yer alan analog sayısal çeviricilerin faz seçirmeleri yaşanan temel problemlerdir. Bu problemler nedeniyle bazı öznelikler yanlış hesaplanabilmektedir. Karar ağacı sınıflandırıcısı için bu problemleri aşmak için Ek-2’de bahsedilen yöntemler geliştirilmiştir. Diğer sınıflandırıcılar için de benzer yöntemler geliştirilerek bu sınıflandırıcıların USRP üzerinde gerçekleştirilmesi sağlanabilir. Ancak bu tezin hazırlanması için geçen sürede bu çalışma yapılmamıştır. Gelecekte Enküçük Uzaklık Sınıflandırıcı ve Destek Vektör Makinalarının da USRP üzerinde gerçekleştirilmesine yönelik çalışmalar yapılmalıdır. Çalışma esnasında USRP kartı kullanılarak pek çok algoritmanın ve işlevsel blokların yazılım aracılığıyla gerçekleştirilebildiği görülmüştür. Bu yönüyle USRP platformu, Otomatik Kiplenim Sınıflandırma gibi pek çok farklı algoritma içeren işlemlerde kullanılabilecek bir yazılım tanımlı telsiz platformu olarak değerlendirilmektedir. İleride benzer bir çalışmanın sayısal kiplenim türleri için yapılması ve USRP platformu kullanılarak gerçekleştirilmesi öngörülmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] E. E. Azzouz and A. K. Nandi, 1996, Automatic Modulation Recognition Of Communication Signals, Kluwer Academic Publishers, sf 1-76.
- [2] O. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su, 2007, Survey of automatic modulation classification techniques: classical approaches and new trends, IET Communications, vol. 1, (2), sf. 137–156.
- [3] C. Hsui, C. Chang, and C. Lin, 2010, A practical guide to support vector classification, Tech. Rep.
- [4] K. Gurney, 1997, An Introduction to Neural Networks, University College London Press, sf. 1-16.
- [5] P.M. Fabrizio, L.B. Lopes and G.B. Lockhart, 1986, Receiver recognition of analogue modulation types, IERE Conference on Radio Receiver and Associated Systems, Bagor, Wales, sf. 135-140.
- [6] YT Chan and LG Gadbois, 1989, Identification of the modulation type of a signal, Signal Processing Vol. 16 No. 2, sf. 149-154.
- [7] S. D. Jovanovic, M. I. Doroslovacki and M.V. Dragosevic, 1990, Recognition of low modulation index AM signals in additive Gaussian noise, European Association for Signal Processing V Conference, sf. 1923-1926.
- [8] P. A. J. Nagy, 1994, Analysis of a method for classification of analog modulated radio signals, European Association for Signal Processing VII Conference, sf 1015-1018.
- [9] Y. O. Al-jalili, 1995, Identification algorithm for upper sideband and lower sideband SSB signals, Signal Processing, Vol. 42, No. 2, sf. 207-213.
- [10] I. Druckmann, E. I. Plotkin, M. N. S. Swamy, 1998, Automatic Modulation Type Recognition, IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Vol 1, sf. 65-68.
- [11] B. Seaman, R. M. Braun, 1998, Using cyclostationarity in the modulation classification of analog signals, Processings of the 1998 South African Symposium on Communications and Signal Processing, sf. 261-266.

- [12] J. R. Waller, G. D. Brushe, 1999, A method for differentiating between frequency and phase modulated signals, Proceedings of Conference on Information, Decision and Control, sf. 489-494.
- [13] S. Taira, E. Murakami, 1999, Automatic classification of analog modulation signals by statistical parameters, Proceedings of the 1999 Military Communications Conference, Vol. 1, sf. 202-207.
- [14] H. Guldemir, A. Sengur, 2006, Comparison of clustering algorithms for analog modulation classification, Expert Systems with Applications, Vol 30, sf. 642-649.
- [15] Wikipedia, Mahalanobis distance, 2011,
http://en.wikipedia.org/wiki/Mahalanobis_distance
- [16] S. Boyd, L. Vanderberghe, 2004, Convex optimization, Cambridge University Press, sf. 46-51.
- [17] C. S. Park, D. Y. Kim, 2006, A novel robust feature of modulation classification for reconfigurable software radio, Consumer Electronics, IEEE Transaction on, Vol 52, sf. 1193-1200.
- [18] R. C. Osuna, 2007, Intelligent Sensor Systems Lecture Notes: Classification, Lecture 12.
- [19] Taşkın Kavzoğlu, İsmail Çölkesen, 2010, Destek Vektör Makinaları ile Uydu Görüntülerinin Sınıflandırılmasında Kernel Fonksiyonlarının Etkilerinin İncelenmesi, Harita Dergisi, Sayı 144.
- [20] C. Cortes, V. Vapnik, 1995, Support Vector Network, Machine Learning, Vol. 20, No:3 sf.273-297.
- [21] V. N. Vapnik, 2000, The Nature of Statistical Learning Theory, 2. Baskı, Springer-Verlag, New York.
- [22] İ. Aydın, M. Karaköse, E. Akın, 2008, Zaman Serisi Veri Madenciliği ve Destek Vektör Makinaları Kullanan Yeni Bir Akıllı Arıza Sınıflandırma Yöntemi, Cilt 23, No:2, sf. 431-440.
- [23] O. G. Sezer, A. Erçil, M. Keskinöz, 2005, Destek Vektör Makinası Kullanarak Bağımsız Bileşen Tabanlı 3B Nesne Tanıma, Sabancı Üniversitesi.

- [24] K. B. Duan, S. S. Keerthi, 2005, Which is the best multiclass SVM method? An Empirical Study, N. C. Oza (Eds.), LNCS 3541, sf. 278-285.
- [25] S. Z Hsue, S. S. Soliman, 1990, Automatic Modulation Classification Using Zero Crossing, IEEE Proceedings for Radar and Signal Processing, Vol 137, No:6, sf. 459-464.
- [26] DTREG Software for predictive modeling and forecast, 2011, Support Vector Machines, <http://www.dtreg.com/svm.htm>.
- [27] H. L. Van Trees, 2001, Detection, Estimation and Modulation Theory, Wiley Interscience Publication, sf. 23-46.
- [28] Çoban Z., 2010, Haberleşme Sistemlerinde Sayısal Kiplenim Yöntemlerinin Otomatik Sınıflandırılması, Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 97s.
- [29] J. Mitola, 1992, The Software Radio, IEEE National Telesystems Conference, Digital Object Identifier 10.1109/NTC.1992.267870.
- [30] Zümbül A., 2004, SDR based Cognitive Radio, Yüksek Lisans Tezi, Boğaziçi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 137s.
- [31] Canadian Research Center, 2011, SCARI – Open Project, http://www.crc.gc.ca/en/html/crc/home/research/satcom/rars/sdr/products/scari_open/scari_open
- [32] Virginia Tech University, 2011, OSSIE SDR Project, <http://ossie.wireless.vt.edu/>
- [33] An open source design, 2011, High Performance SDR Project, <http://openhpsdr.org>
- [34] Power SDR and Flex Radio Project, 2011, <http://www.flex-radio.com/>
- [35] GNURadio project, 2011, <http://www.gnuradio.org>.
- [36] Ettus Research, 2011, USRP Mother Board and Daughter Boards, <http://www.ettus.com>.
- [37] M. Ettus, 2004, USRP User's and Developer's Guide, Ettus Research LLC.
- [38] B. F. Boroujeny, 2008, Signal Processing Techniques for Software Radios, Lulu Publishing House, sf. 9-153.
- [39] Manicka N., 2007, A GNURadio Testbed, MSc Thesis, University of Delaware, 104s.

[40] Lee K. Patton, 2007, A GNURadio Based Software Defined Radar, MSc Thesis, Wright State University, 125s.

[41] GNURadio project, 2011, <http://www.joshknows.com/gnuradio>.

[42] Matlab R2011a, Bioinformatics Toolbox, 2011, Support Vector Machines.

[43] Matlab R2011a Curve Fitting Toolbox, 2011, Least Squares Curve Fitting.

EKLER

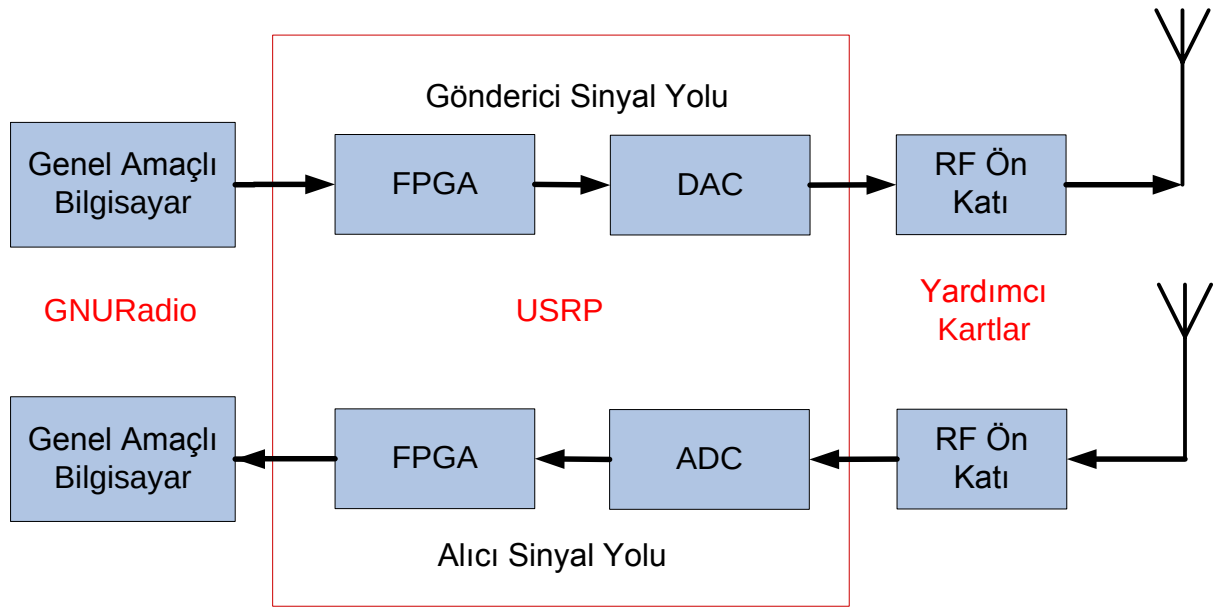
EK. 1 YAZILIM TANIMLI TELSİZ ve USRP PLATFORMU

Yazılım Tanımlı Telsiz uygulamaları yapmak için geliştirilmiş pekçok proje bulunmaktadır. Bu projelerden bazıları ve ilgili açıklamaları aşağıda verilmiştir [30].

- 1) SCARI-Open [31]: Yazılım Tanımlı Telsizler için geliştirilen SCA(Software Communication Architecture) standardının bir uygulamasıdır. Proje, Java programlama dilinde geliştirilmiştir. Dolayısıyla harici donanımları ve gerçek zamanlı işletim sistemlerini desteklememektedir. Proje Kanada ve A.B.D. tarafından desteklenmiştir.
- 2) OSSIE [32]: OSSIE (Open Source SCA Implementation – Embedded) Virginia Tech. Üniversitesi tarafından, temel olarak eğitim ve araştırma amacıyla geliştirilmiş bir YTT platformudur. Sistem yazılımı C++ dilinde yazılmıştır ve Linux işletim sistemi üzerinde çalışır.
- 3) HPSDR [33]: HPSDR(High Performance SDR), bir grup amatör radyocu tarafından 2005 yılında geliştirilmeye başlanan bir projedir. Projenin ana amacı, her biri aynı arayüze sahip olan, düşük maliyetli YTT donanım modüllerini ve bu modüllerin bağlanacağı Atlas isimli anakartı üretmektir.
- 4) PowerSDR ve FlexRadio [34]: PowerSDR, içerisinde sinyal işleme ve donanım kontrolü işlevlerini barındıran, açık kodlu bir projedir. FlexRadio ise bu projenin donanım ayağını oluşturan YTT birimidir. FlexRadio donanımı FireWire arayüzü ile bilgisayara bağlanır ve PowerSDR yazılımı ile yapılan değişiklikleri donanıma aktarır. Projenin yazılımı C# dilinde gerçekleştirilmiştir.
- 5) GNURadio ve USRP [35],[36]: GNURadio, YTT sistemleri için geliştirilmiş yazılım geliştirme aracıdır. İlk olarak 1998 yılında John Gilmore tarafından çalışılmaya başlanmış ve 2001 yılından itibaren Eric Blossom tarafından geliştirilmeye devam etmiştir. Proje, amatör ve akademik çevrelerde oldukça fazla ilgi görmüş ve GPS alıcısı, GSM istasyonu, FM göndermeç vb. pekçok uygulamada kullanılmıştır.

GNURadio yazılımı, almaç ve göndermeciyi oluşturan blokların benzetimi için kullanılır. Yazılım Linux işletim sistemi üzerinde çalışır. GNURadio Python dili kullanılarak gerçekleştirilir ancak işlem yükü fazla olan sinyal işleme blokları C++ dilinde oluşturulur.

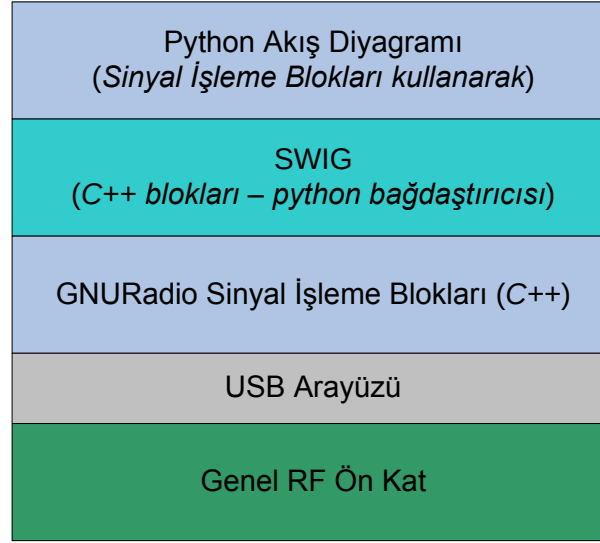
GNURadio yazılımının birlikte kullanıldığı donanım USRP (Universal Software Radio Peripheral)'dir. USRP, Matt Ettus tarafından geliştirilen, düşük maliyetli ve kullanım kolaylığı olan bir donanımdır. USRP donanımı USB arayüzünü kullanarak GNURadio yazılımının yüklü olduğu bilgisayara bağlanır ve yazılım aracılığıyla oluşturulan çıktıları donanıma aktarır.



Şekil E.1 USRP Ana Birimleri

GNURadio, içerisinde birçok sinyal işleme bloğunu barındıran kütüphanelerin bulunduğu, açık kodlu bir yazılım aracıdır. GNURadio yazılımı kullanılarak bir telsiz sistemi oluşturulmak istendiğinde öncelikle uygun sinyal işleme bloklarını hazırlamak daha sonra da oluşturulan blokları birbirine uygun şekilde bağlamak gerekir. Hazırlanan sinyal işleme bloklarını oluşturmak için C++ dili, blokları birbirine bağlamak için ise Python dili kullanılır. GNURadio bileşenleri Şekil E.2'deki gibi birbirlerine bağlanırlar. GNURadio kullanılarak oluşturulan bir sinyal işleme bloğu, girişinden verilen sonsuz uzunluktaki katar veriyi(streaming data) işleyerek çıkışına verebilir. Bir sinyal işleme bloğu oluşturulurken, bloğun giriş ve

çıkış sayısı, giriş ve çıkıştaki verilerin tipi (float, complex, short, int vb.) de belirlenebilir. Bazı bloklarda ise yalnızca giriş veya yalnızca çıkış bulunur. Bu bloklar veri yutağı ya da veri kaynağı olarak çalışırlar. ADC'den gelen veriyi okuyan bloklar ya da kayıtlı dosyadaki veriyi okuyan bloklar GNURadio'da kullanılan veri kaynaklarına örnek gösterilebilir. Üretilen veriyi DAC'a gönderen, bir dosyaya yazan veya grafiksel olarak görselleştiren bloklar ise GNURadio içerisinde veri yutağı olan bloklardır.



Şekil E.2 GNURadio Bileşenleri Blok Diyagramı

C++ ile hazırlanmış sinyal işleme bloklarını Python dili ile birleştirebilmek için SWIG(Simplified Wrapper Interface Generator) bağlayıcısı kullanılır. Kullanıcı tarafından bir bloğun hazırlanabilemesi için 3 farklı dosyanın üretilmesi gerekir. Bunlar C++ dilinde standart olarak üretilen .cc ve .h dosyaları ve SWIG bağlayıcısı için üretilen .i dosyasıdır. Bu 3 dosya ile oluşturulan yeni blok GNURadio yazılımına tanıtılabilir. GNURadio yazılımını ve özellikle Python içerisinde kullanımını daha iyi anlayabilmek için aşağıda verilen dial_tone.py örneği incelenebilir [39].

350 ve 440 Hz frekansta sinüs sinyali üretmek için kullanılan Python kodu

```
1 #!/usr/bin/env python
2
3 from gnuradio import gr
4 from gnuradio import audio
5
6 class my_top_block(gr.top_block):
7
8     def __init__(self):
9         gr.top_block.__init__(self)
10         sample_rate = 48000
11         ampl = 0.1
12
13         src0 = gr.sig_source_f (sample_rate, gr.GR_SIN_WAVE, 350, ampl)
14         src1 = gr.sig_source_f (sample_rate, gr.GR_SIN_WAVE, 440, ampl)
15         dst = audio.sink (sample_rate, options.audio_output)
16         self.connect (src0, (dst, 0))
17         self.connect (src1, (dst, 1))
18
19 if __name__ == '__main__':
20     try:
21         my_top_block().run()
22     except KeyboardInterrupt:
23         pass
```

Yukarıda `dial_tone.py` isimli Python dilinde yazılmış ve GNURadio kütüphanelerini kullanan örnek bir program verilmiştir. Program 350 ve 440 Hz frekansında üretilmiş iki sinüs sinyali toplayıp ses çıkışına vermektedir. Bu frekanstaki seslerin toplamı ABD’de telefonların çevir sesidir.

Satır satır kodu incelediğimizde, ilk satırda kullanılan `#!/` işareti Python dilinde kodun çalıştırılabilir(executable) olduğunu ifade etmektedir. Ardından gelen satırlarda GNURadio kütüphanesinden ithal edilen `gr` ve `audio` kütüphaneleri görülmektedir. Sonrasında `top_block` ismini verdiğimiz sistem fonksiyonu yazılmaya başlanmıştır. Öncelikle programda kullanılacak parametreler bu kısımda tanıtlılır. Daha sonra 350 ve 440 Hz’lik sinüs sinyalleri üretecek kaynaklar oluşturulur. Kaynaklar oluşturulurken kullanılan kütüphane `gr` dir. Bu kütüphane içerisinde `sig_source_f` modülü seçilmiştir. Modül isminde son ek olarak kullanılan `f` harfi bu modülün çıkışındaki veri tipinin `float` olduğunu ifade etmektedir. Modül tanımlandıktan sonra sinyal kaynağını oluşturacak parametreler modül fonksiyonu içerisine yazılır. (`gr.sig_source_f (sample_rate, gr.GR_SIN_WAVE, 350, ampl)` gibi). Sonrasında sinyali ses çıkışından almak istediğimiz için `audio` kütüphanesinden `sink` modülü çağırılır ve gerekli parametreler modül fonksiyonu içerisine yazılarak istenen ses çıkış bloğu oluşturulur. Kodda ses çıkış bloğuna `dst` ismi verilmiştir. Son olarak oluşturulan sinyal kaynağı bloklar ve ses çıkış bloğu `self.connect (src0, (dst, 0))` fonksiyonu ile birbirine bağlanır. `self.connect (src0, (dst, 0))` ifadesinde `src0` isimli kaynak `dst` isimli ses çıkışının 0. girişine bağlandığını ifade etmektedir. Son kısımda ise programın bir `dur` komutu gelene dek çalışması gerektiği ifade edilmiştir.

Yukarıda anlatıldığı gibi, Python dili GNURadio kütüphanelerini kullanarak oluşturulan sinyal işleme bloklarını birbirine bağlar ve istenilen işleve bağlı olarak sistem işlevlerini yerine getirir.

USRP, USB arayüzüne sahip herhangi bir bilgisayarı YTT olarak kullanmamızı sağlayan donanımdır. Farklı çalışma frekansları için geliştirilen Yardımcı Kartlar(Daughter Boards) sayesinde sistem bir çok frekans bandında çalışabilir. Mevcut yardımcı kartların kapsadığı frekans aralığı 0 - 5.85GHz’dir. USRP ve yardımcı kartların üreticisi Ettus Research firması tarafından satılan yardımcı kartlar hakkındaki bazı bilgiler Çizelge E.1’de verilmiştir [36].

Çizelge E.1 Ettus Research Tarafından Üretilen Yardımcı Kartlar (07.09.2011 tarihinde güncellenmiştir.)

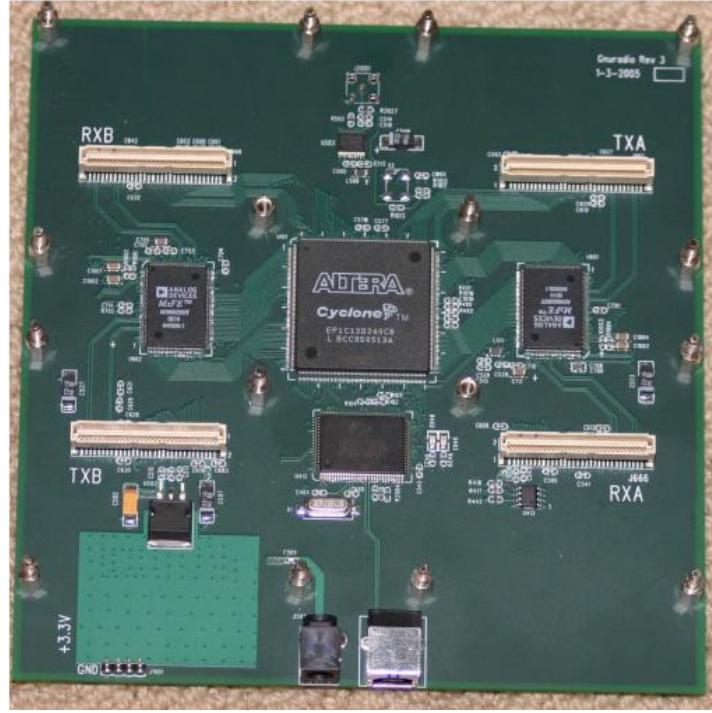
BasicTX – göndermeç	2-200 MHz	75\$
BasicRX – almaç	2-300 MHz	75\$
LFTX – göndermeç	0-30 MHz	75\$
LFRX – almaç	0-30 MHz	75\$
TVRX2 – almaç	50-860 MHz	200\$
DSBRX2 – almaç	800-2400 MHz	150\$
RFX900 – göndermeç/almaç	800-1000 MHz	275\$
RFX1200 – göndermeç/almaç	1150-1450 MHz	275\$
RFX1800 – göndermeç/almaç	1500-2050 MHz	275\$
RFX2200 – göndermeç/almaç	2000-2400 MHz	275\$
RFX2400 – göndermeç/almaç	2300-2900 MHz	275\$
XCVR2450 göndermeç/almaç	2400-2500 MHz, 4900-5850 MHz	400\$
WBX – göndermeç/almaç	50-2200 MHz	450\$
SBX – göndermeç/almaç	400-4400 MHz	475\$



Şekil E.3 RFX 1800 Yardımcı Kartı

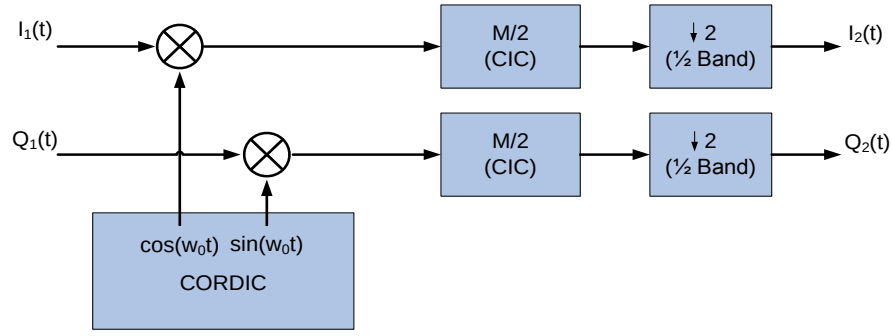
USRP ana kartı üzerinde, dört adet 12-bit 64 Msps hızında ADC, dört adet 14-bit 128 Msps hızında DAC, bir adet Altera Cyclone FPGA ve bir adet Cypress CY7C68013A USB 2.0 arayüz kontrolcüsü bulunur. USRP ana kartında 2 adet göndermeç, 2 adet de almaç noktası yer alır. Bu noktalara takılan yardımcı kartlar sistemin RF ön katını oluşturur [39].

USRP'de yüksek hızlı sinyal işlemleri FPGA üzerinde, daha düşük hızdaki işlemler ise genel amaçlı bilgisayar üzerinde gerçekleştirilir. USRP kartında FPGA'in ana görevi ADC'den alınan 64 Msps hızındaki veriyi USB arayüzünden bilgisayara iletebilecek hıza düşürmektir [39].



Şekil E.4 USRP Ana Kartı

USRP ana kartında A ve B bölgesi, Tx ve Rx olmak üzere toplamda dört adet almaç ve göndermeç noktası bulunur. A ve B bölgelerindeki noktalar, takılan yardımcı karta bağlı olarak (örneğin flex kartlar karmaşık örnekleme yaparlar ve I-Q sinyali üretirler, ancak LFRX kartı gerçek örnekleme yapar ve I kanalından örneklenmiş sinyali Q kanalından ise sıfır sinyalini gönderir) çıkış üretirler. Bu sebeple oluşabilecek 4 farklı seçenek için 4 ADC kullanılır. Alınan sinyaller 12-bitlik ADC tarafından 64Msps hızda örneklenir. Örneklenen sinyaller FPGA'ye aktarılır ve bir giriş yölseçici(MUX)'dan geçirilerek frekans düşürücülere(DDC) gönderilir. DDClar I (In-phase) ve Q (Quadrature) giriş sinyali alan ve aldıkları ara frekanstaki sinyalleri temel banda indiren birimlerdir. Temel banda indirme işlemi kullanıcı tarafından belirlenen örnek eksiltme (decimation) katsayısına bağlı olarak gerçekleştirilir. Örnek eksiltme işlemi iki basamakta yapılır. Kullanıcının seçtiği örnek eksiltme katsayısının M olduğu varsayıldığında, ilk basamakta sinyal M/2 oranında bir CIC(Cascaded Integrator Comb) süzgeç kullanılarak, ikinci basamakta ise bir yarım bant süzgeç kullanılarak toplamda M oranında örnek eksiltme işleminden geçirilmiş olur. Sinyal alma yolunda gerçekleştirilen sayısal frekans düşürme (DDC) işlemi Şekil E.5'te anlatılmıştır [40].



Şekil E.5 USRP Sinyal Alma Yolundaki DDC ve Örnek Eksiltme Basamakları

Örnek eksiltme işlemi sonrasında In-phase ve quadrature veri katarları istenirse serpiştirilebilir(interleaving) ve İlk Giren İlk Çıkar (FIFO) arabelleğine yazılır. Bu aşamadan sonra elde edilen veri dizisi işlenmek üzere USB 2.0 arayüzünden bilgisayara gönderilir. Bilgisayara gönderilen her bir karmaşık örnek 32 bit ile ifade edilir. Bunların 16 biti in-phase, 16 biti ise quadrature bileşen için kullanılır. Kullanılan USB arayüzü ise saniyede 32 Mbyte hızda veri iletebilir. Bu sebeple USB arayüzü USRP kartından bilgisayara gönderilen verinin band genişliğini sınırlandırır. Örneğin 32 bit ile ifade edilen karmaşık bir sinyal için,

$$32bit = 4byte \quad (E.1)$$

$$32Mbyte / sn \div 4byte = 8MHz \quad (E.2)$$

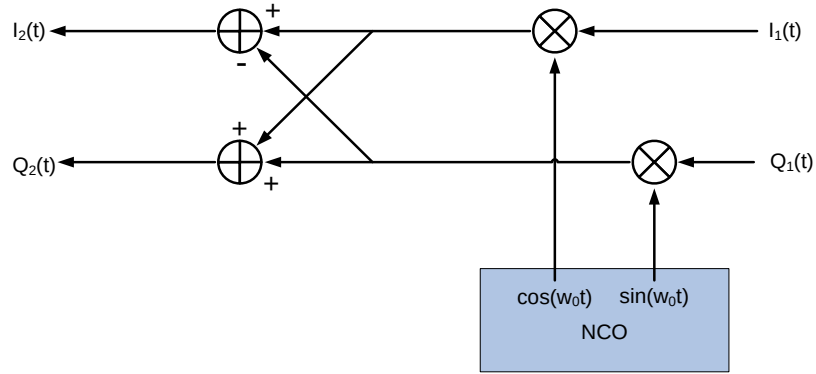
en fazla 8 MHz'lik band genişliğinde sinyaller USB arayüzünden alınıp işlenebilir. USB arayüzünden bilgisayara gönderilen I-Q veri dizisinin yapısı,

$$\{I_n^X, Q_n^X\} = \{I_n^0, Q_n^0, I_n^1, Q_n^1, I_{n+1}^0, Q_{n+1}^0, I_{n+1}^1, Q_{n+1}^1 \dots\} \quad (E.3)$$

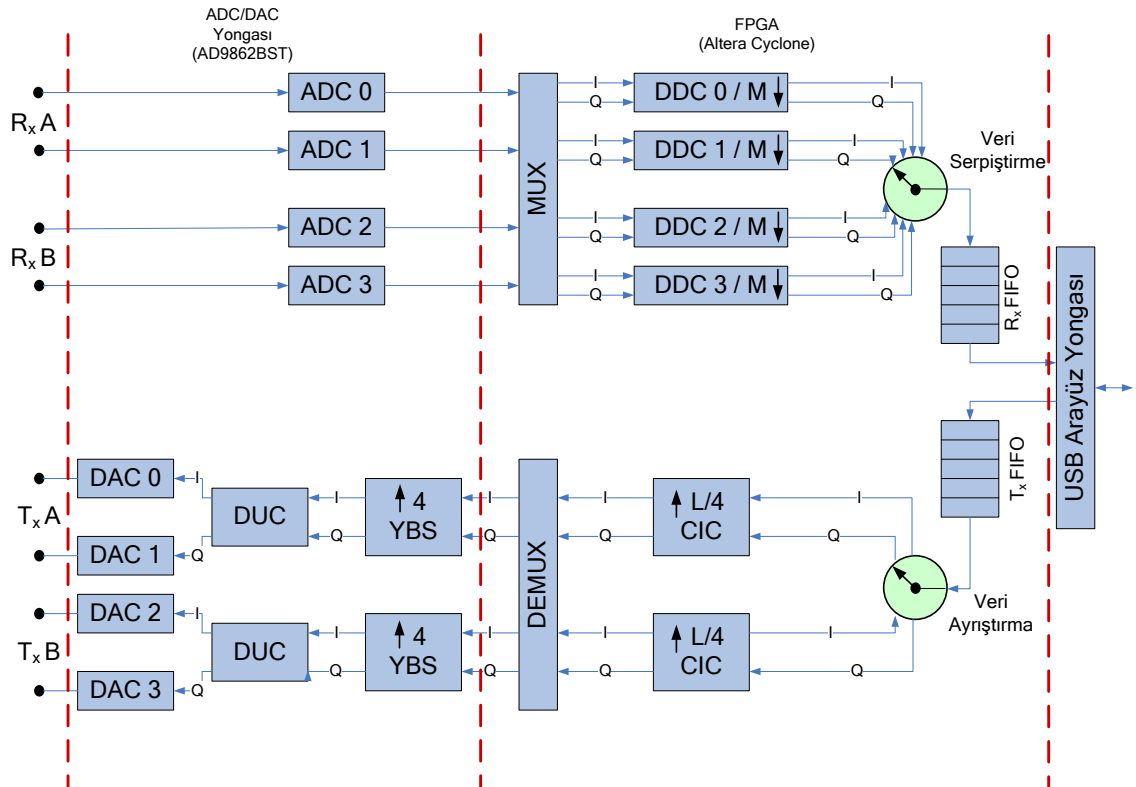
şeklindedir. Burada n, sinyal örneğinin veri dizisinin kaçınıcı elemanı olduğunu, X ise hangi örnek eksiltme yolundan geldiğini ifade etmektedir [40].

Sinyal gönderme yolunda yapılan işlemler, sinyal alma yolunda yapılanların benzeri fakat tersidir. Bilgisayardan alınan veri dizisi, önce FPGA üzerindeki arabelleğe yazılır. Sonrasında kullanıcının belirlediği L örnek ekleme(interpolation) katsayısı kadar örnek ekleme işlemi gerçekleştirilir. Bu işlem için öncelikle L/4

oranında CIC süzgeçler kullanılır. Sonrasında veri dizisi yol çoğultayıcıya (DEMUX) gönderilir ve yol çoğultayıcı girişindeki I-Q verilerini sayısal frekans yükselticilerden (DUC) sonra DAClar'ın ilgili girişlerine göndererek toplamda L oranında örnek ekleme işlemini gerçekleştirmiş olur. Sayısal frekans yükselticilerin yapısı Şekil E.6'de verilmiştir. Bu aşamadan sonra veri dizileri 128 Msps hızda analog sinyallere dönüştürülerek A ve/veya B göndermeç noktalarına iletilir [40].



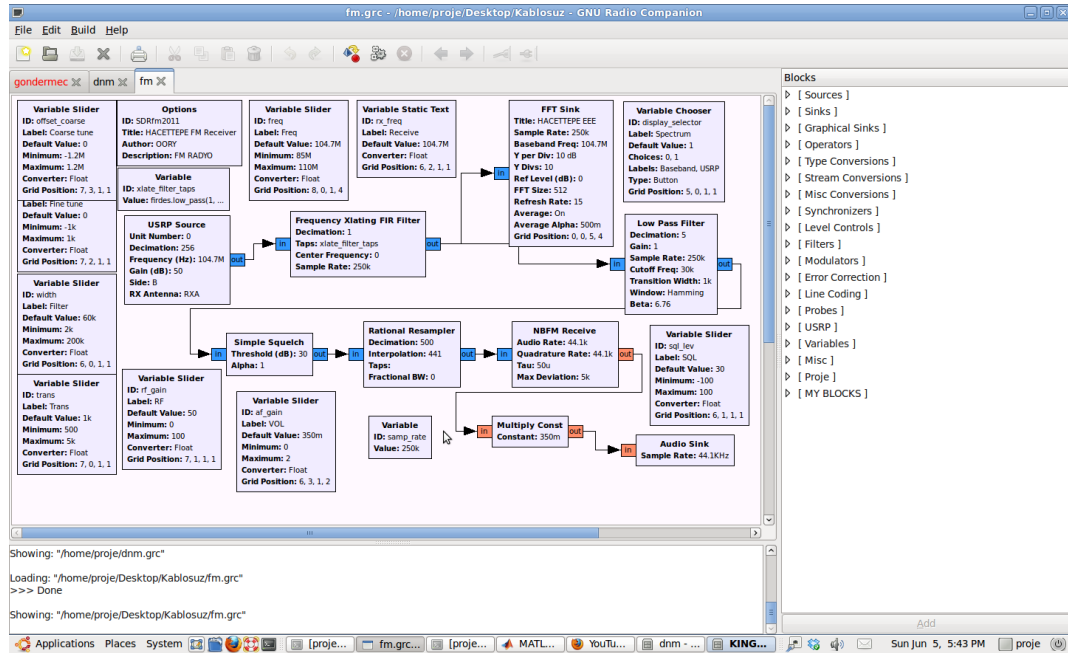
Şekil E.6 Sinyal Gönderme Yolundaki DUC Basamağı



Şekil E.7 USRP Sinyal Alma ve Gönderme Yolları

GNURadio Companion (GRC), GNURadio akış diyagramlarını oluşturmayı sağlayan görsel kullanıcı arayüzüdür. GRC, GNURadio yazılımı ile birlikte bir eklenti olarak bilgisayara yüklenir. GRC'nin geliştiricisi, GNURadio proje ekibinde de yer alan Josh Blum'dır. GRC, GNURadio ile yeni tanışan ve çok fazla yazılım bilgisine sahip olmayan kullanıcılar için oldukça hızlı bir öğrenme yöntemidir. Yazılımın kütüphanesinde, GNURadio içerisinde yer alan bir çok blok bulunmaktadır. Hazırlanacak sistem için uygun bloklar seçildikten sonra bloklar birbiri ile bağlanır. Blokları birbirine bağlama işlemi Simulink veya Labview benzeri bir şekilde, bir bloğun çıkışı diğer bloğun girişine bağlanarak yapılır. GRC yazılımı koşturulduğunda bir Python kodu üretilir ve çalıştırılır [41].

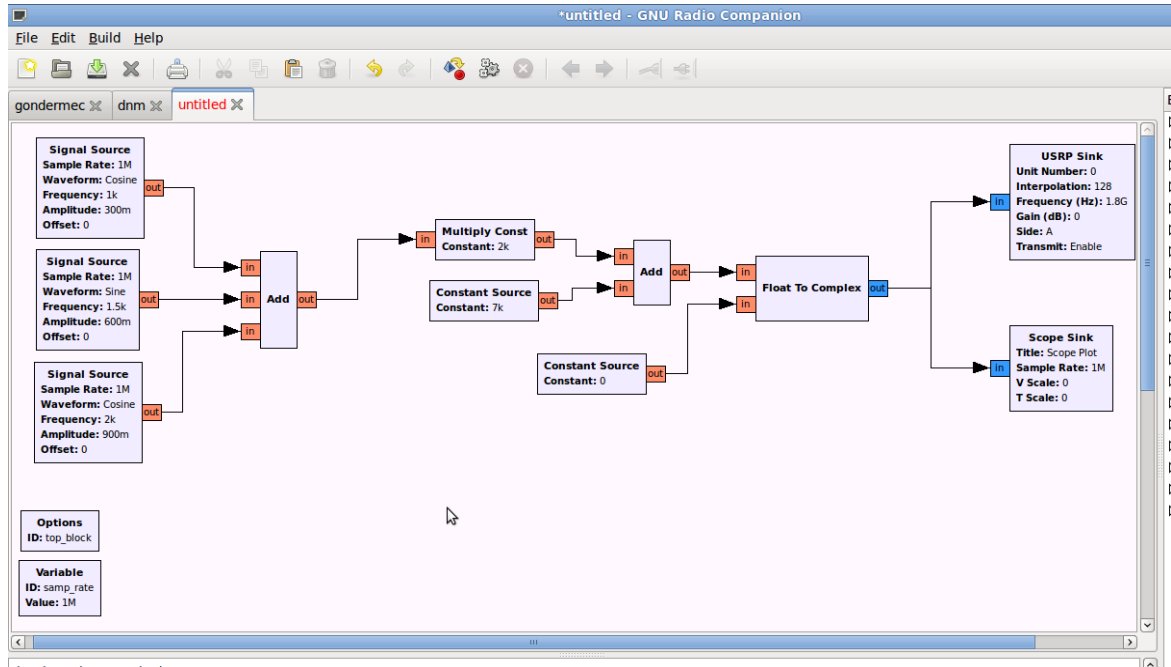
GRC kütüphanesinde oldukça fazla sinyal işleme bloğu ve görselleştirme aracı bulunur. Ayrıca kullanıcılar GRC kütüphanesine kendi oluşturduğu blokları ekleyebilir ve hazır bloklar ile birlikte çalıştırabilir. Hem GNURadio hem de GRC'nin önemli özelliklerinden birisi de koşturma olan sistemde, parametrelerin değiştirilmesine imkan tanımlar. Örneğin belli bir frekansta üretilen sinyalin frekans parametresi bir değişkene bağlandığında, sistem çalışırken bu değişkene erişilerek parametreye istenen değer atanır ve üretilen sinyalin frekansı değiştirilebilir. Şekil E.8'de GRC ile geliştirilmiş bir FM alıcı gösterilmiştir [41].



Şekil E.8 GRC kullanılarak yapılmış bir FM Radyo alıcısı

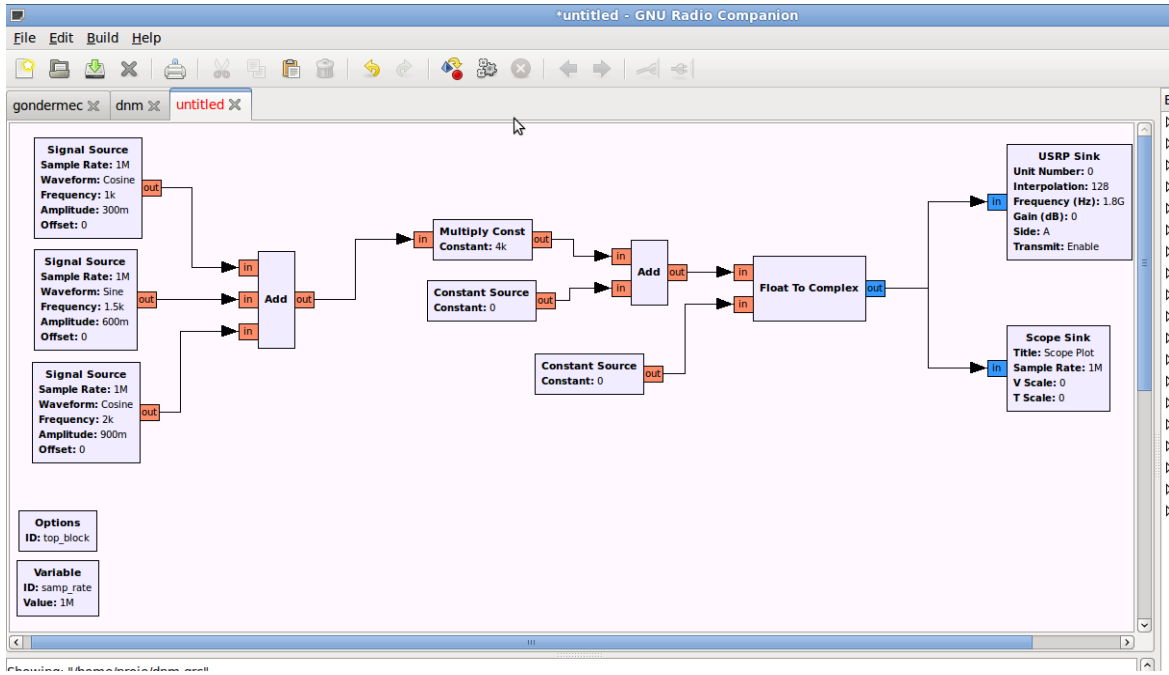
EK. 2 USRP ÜZERİNDE KIPLENİM OLUŞTURMA, ÖZNİTELİK HESAPLAMA, YAŞANAN PROBLEMLER ve ÇÖZÜMLERİ

Bölüm 7.2’de bahsedildiği gibi, gönderici alt sisteminde, mesaj sinyalini kipleme işlemi, alıcı alt sisteminde ise öznitelik hesaplama ve sınıflandırma işlemleri yapılmaktadır. Mesaj sinyali kiplenirken, öncelikle temel bant I-Q bileşenler oluşturulur. Daha sonra I-Q bileşenler her kiplenim türü için farklı şekillerde kullanılarak kipleme işlemi gerçekleştirilir. Şekil E.9-Şekil E.13’de çalışmada kullanılan kiplenim türlerinin GRC yazılımı ile nasıl üretildiği gösterilmiştir. Kiplenim türleri üretilirken, Bölüm 2’de her bir kiplenim türü için verilen formülasyonlardan yararlanılmıştır.



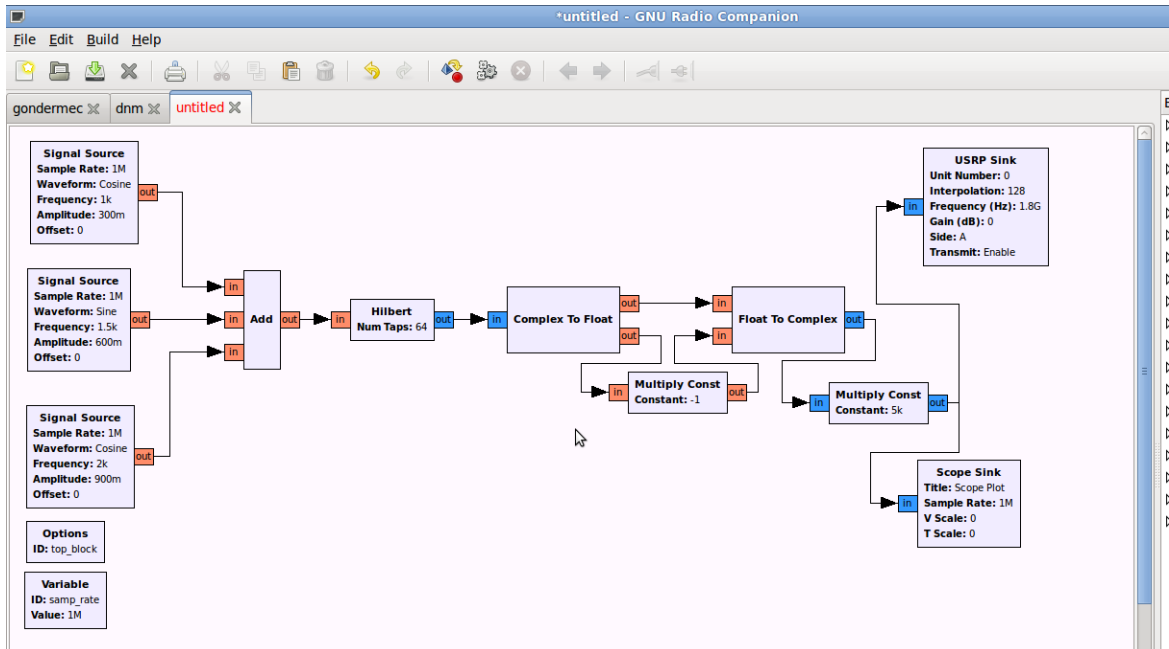
Şekil E.9 GRC ile AM kipleme

Şekil E.9’da AM kiplenim için kullanılan GRC blokları gösterilmiştir. Öncelikle kiplenmek istenen mesaj sinyali üretilmiştir. Bu sinyal belli bir katsayı ile çarpılmış ve sabit bir değer ile toplanmıştır. Burada kullanılan çarpma katsayısı ve toplanan sabit değer, AM kiplenim derinliğine göre belirlenir. Bu işlem sonucunda AM kiplenim sinyalinin in-phase bileşeni oluşturulmuştur. Quadrature bileşen AM kiplenim için sıfıra eşittir. Son olarak, in-phase ve quadrature bileşenlerin karmaşık toplamından oluşan karmaşık zarf, USRP kartına gönderilmiştir.



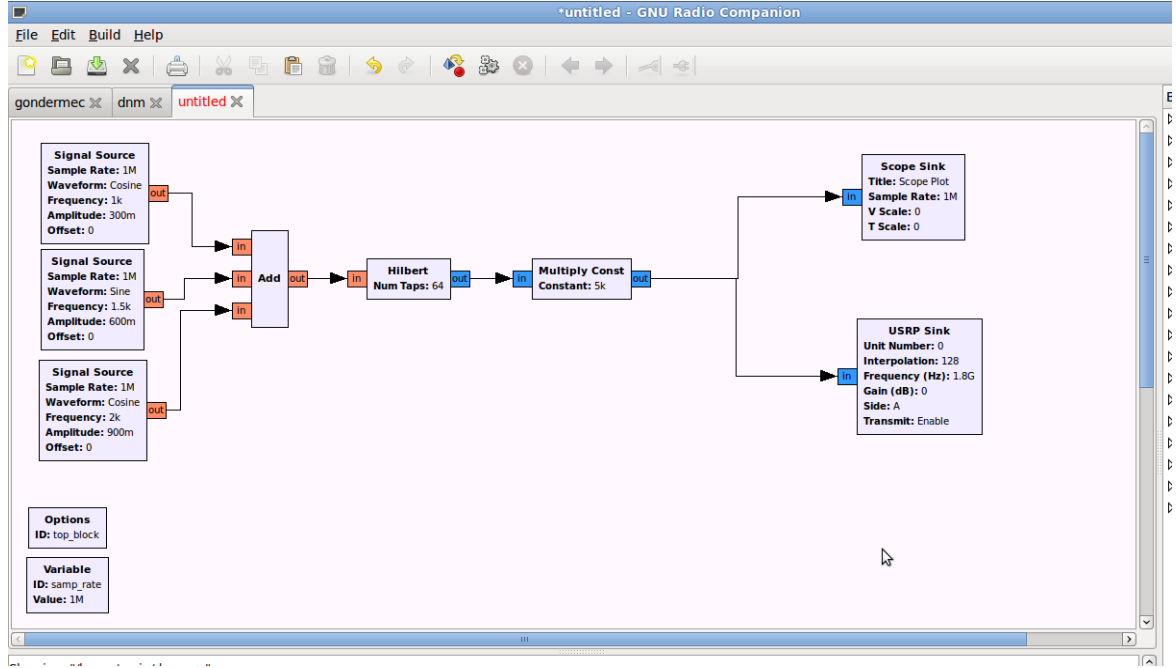
Şekil E.10 GRC ile DSB Kipleme

Şekil E.10'da verilen DSB kipleme, AM kiplemeye çok benzemektedir. Yalnızca, AM kiplenimde kullanılan sabit katsayı bu kiplenim türünde sıfıra eşit olarak alınır. Geri kalan işlemler, AM kiplenimdeki işlemler ile aynıdır.



Şekil E.11 GRC ile LSB Kipleme

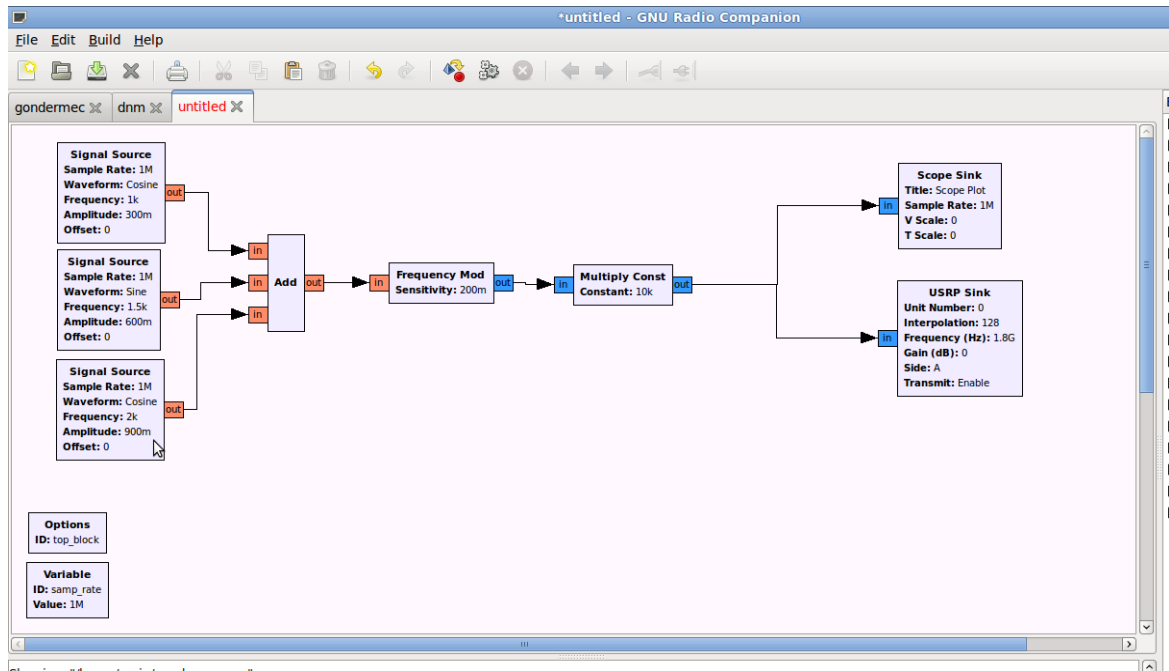
GRC ile LSB kiplleme iřleminde, GRC kütüphanesinde yer alan Hilbert filtresinden yararlanılır. Kipllenecek mesaj sinyali Hilbert filtresine verildiđince, çıkıřta karmařık bir sinyal elde edilir. Bu karmařık sinyalin geręek kısmı sinyalin kendisini, sanal kısmı ise sinyalin Hilbert dönüřümünü vermektedir. Sonrasında, sinyalin sanal kısmının iřaretini deđiřtirmek için bu kısım -1 katsayısı ile çarpılır, sinyalin karmařık zarfı yeniden oluřturulur ve USRP kartına gönderilir. GRC ile LSB kiplleme řekil E.11'de gösterilmiřtir.



řekil E.12 GRC ile USB Kiplleme

řekil E.12'de USB kiplleme iřlemi gösterilmiřtir. Bu iřlem LSB kiplleme iřlemi ile aynı olup yalnızca, LSB'de yapılan karmařık zarfın sanal kısmının iřaretinin deđiřtirilmesi iřlemi bu kiplenim için yapılmamaktadır.

řekil E.13'de gösterilen FM kipllemde, GRC kütüphanesinde yer alan FM kiplleme blođu ile yapılır. Oluřturulan mesaj sinyali FM kiplleme blođuna gönderilerek çıkıřında temel bant karmařık zarf elde edilir. FM kiplenim blođunda kullanılan hassasiyet(sensitivity) parametresi ise kiplenimde kullanılan frekans deđiřintisini belirlemektedir.

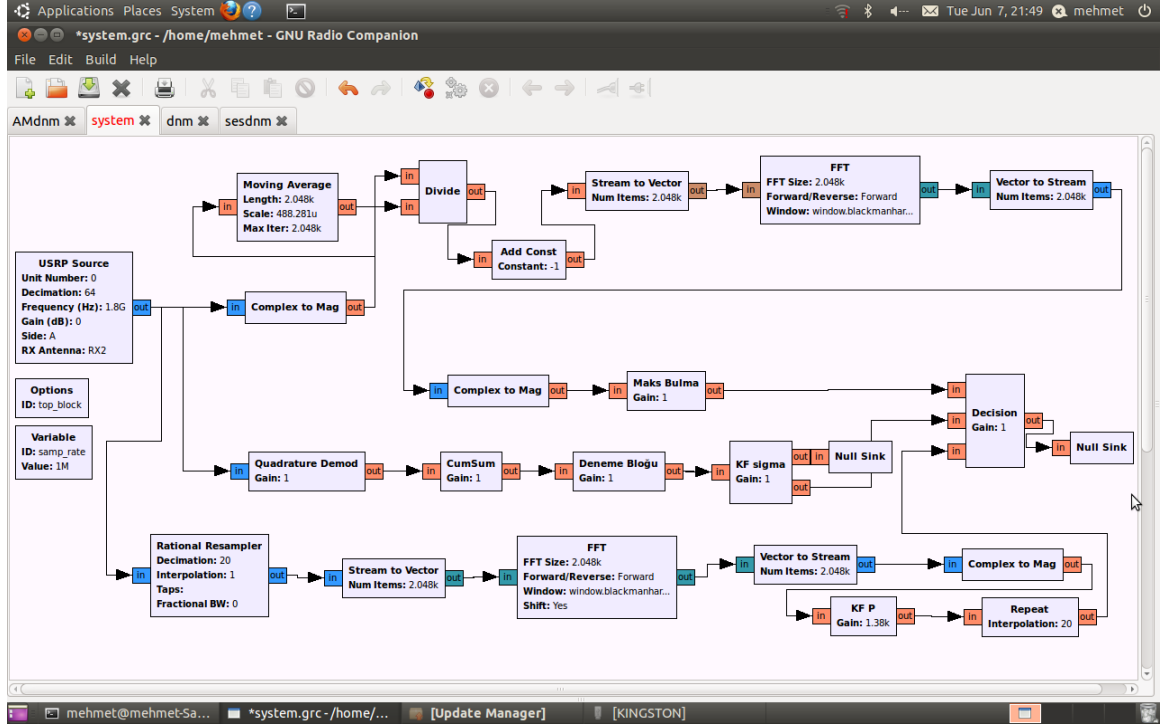


GRC ile kipleme işleminin son aşamada sinyal iletim için yeterli genliğe getirilerek USRP platformuna taşınır. Üretilen sinyali USRP platformuna taşımak için USRP kartı ile ilgili bazı parametreleri uygun şekilde ayarlamak gerekir.

Bu parametrelerden ilki, aradeğerleme (Interpolation) adı verilen ve 128 Msps hıza sahip DAC(Digital Analog Converter)’a gönderilecek örneklerin hızını ayarlayan parametredir. GRC’de kullanılan örnekleme hızı ile Interpolation parametresinin çarpımı DAC’ın hızına eşit olacak şekilde ayarlanmalıdır. Yapılan çalışmada örnekleme hızı 1Msps olarak seçilmiştir. Bu yüzden Interpolation parametresi 128 olarak ayarlanmıştır.

USRP Sink bloğu üzerinde yer alan diğer parametreler ise, taşıyıcı frekansı belirleyen frekans(Frequency), sinyal kazancını ayarlayan kazanç(Gain) ve kullanılan yardımcı kartın USRP ana kartının hangi bölgesinde olduğunu belirten bölge(Side) parametreleridir. Hazırlanan deneysel düzenekte RFX1800 yardımcı kartı kullanılmış ve 1.8GHz taşıyıcı frekans olarak seçilmiştir. Kullanılan RFX 1800 yardımcı kartı, Şekil E.3'de gösterilmiştir.

Alıcı alt sisteminde alıcı bilgisayar ve USRP yer almaktadır. Alıcı USRP, gönderici USRP'den gelen sinyali algılar, temel bant bileşenlerine dönüştürür ve alıcı bilgisayarına aktarır. Alıcı bilgisayarda kullanılacak otomatik kiplenim sınıflandırıcı türüne göre hazırlanmış sinyal işleme blokları bulunmaktadır. Kiplenim sınıflandırma işlemi için alıcı bilgisayarda kullanılan blok yapısının genel görüntüsü Şekil E.14'de verilmiştir.



Şekil E.14 Alıcıda kullanılan kiplenim sınıflandırıcı

Yukarıdaki şekilde öncelikle USRP Source bloğu sinyali alıcı USRP'den almak için uygun şekilde ayarlanmıştır. USRP Source bloğunda bazı parametreler yer almaktadır. Örnek eksiltme(Decimation) parametresi, ADC(Analog Digital Converter)'nin hızı olan 64 Msps ile örnekleme hızının oranından hesaplanır. Çalışmada örnekleme hızı olarak 1Msps seçilmiştir. Bu sebeple Decimation parametresi 64 olarak ayarlanmıştır. USRP Source bloğunda yer alan diğer parametreler Frequency, Gain ve Side, USRP Sink bloğundakine benzer şekilde ayarlanır.

Almaç tarafında otomatik kiplenim tanıma işlemi üç öznitelik üzerinden gerçekleştirilir. Bu öznitelikler, merkezlenmiş anlık fazın doğrusal olmayan

bileşenin standart sapması σ_{dp} , düzgelenmiş merkezlenmiş anlık genliğin PSD'sinin en büyük değeri γ_{max} ve modüle edilmiş sinyalin taşıyıcı frekans etrafındaki izge simetrisi P 'dir. Her bir özniteliği hesaplamak için eş zamanlı çalışan üç farklı sinyal yolu hazırlanır. Her sinyal yolunun sonunda istenen öznitelik elde edilir ve son olarak kiplenim kararı verilmek üzere karar bloğuna gönderilir. Karar bloğunda hesaplanan öznitelikler, önceden belirlenmiş eşik değerleri ile karşılaştırılarak kiplenim sınıflandırma işlemi tamamlanır.

Hesaplanan ilk öznitelik γ_{max} 'dır. Alınan sinyalin anlık genliği, daha sonraki adımlarda düzgelenme ve merkezlenme işlemlerinden geçirilir. Bu işlem hesaplanan özniteliğin kanal kazançlarından etkilenmemesi için yapılır. Sonrasında ise FFT işlemi ve FFT sonucunun en büyük değerini bulma işlemleri gelir. Böylece ilk öznitelik olan γ_{max} değeri hesaplanır.

Hesaplanan ikinci öznitelik, σ_{dp} 'dir. Bu öznitelik alınan sinyalin anlık fazına dayanarak hesaplanır. GRC kütüphanesinde anlık fazı hesaplayan bir blok(Complex to Arg) bulunmaktadır ancak bu blok anlık fazı $[-\pi/2 \pi/2]$ aralığında üretir. Bizim ihtiyaç duyduğumuz faz değerleri ise $[0 2\pi]$ aralığındadır. Bu nedenle GRC kütüphanesinde yer alan Quadrature Demod bloğu kullanılmıştır. Aslında bu blok sinyalin frekansını hesaplayan bir bloktur ancak frekans ile faz arasında eşitlik (2.16)'da verilen ilişki bulunduğundan öncelikle sinyalin frekansı daha sonra da fazı hesaplanabilir. Bu sebeple Quadrature Demod bloğundan sonra elle hazırlanmış olan CumSum bloğu kullanılmıştır. CumSum bloğu girişteki sinyalin tümlevini alan bir bloktur. Girişteki anlık frekans verisi eşitlik (2.16) sebebiyle CumSum bloğunun çıkışında anlık faz verisine dönüşür. Bu noktada donanım sebebiyle ortaya çıkan problemlerden ilki oluşur. CumSum bloğundan elde edilen anlık faz verisi, almaçta yer alan osilatördeki frekans sapmaları nedeniyle tam olarak ayarlanan frekansa oturamamakta, bir miktar sapma ile bu noktaya yakınsamaktadır. Osilatör frekansındaki bu sapma, alınan sinyalin anlık fazında doğrusal bir bileşen yaratır. Bu bileşen nedeniyle anlık faz verisi olması gereken değer aralığının dışında, yanlış değerler üretir. Alınan 2048 örneklik bölütte (~ 2 ms), frekans kaymasının, fazı doğrusal olarak hareket ettirecek kadar küçük olduğu varsayılmakta ve ilgili faz bileşeni doğrusal olarak modellenmektedir.

Oluşan doğrusal faz bileşenini gidermek için en küçük karelerle eğri uydurma (least squares curve fitting) yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemde eğri uydurma yapılacak veriden belli sayıda nokta alınarak, bu noktalardan doğrusal bir eğri oluşturulur. Doğrusal bir eğri oluşturmak için ise $y = b_1x + b_2$ eşitliğindeki b_1 ve b_2 noktalarını hesaplamak yeterlidir [43].

Eğri uydurma işlemi parametrik bir modele dönüştürüldüğünde,

$$r_i = y_i - \hat{y}_i \quad (E.4)$$

şeklinde ifade edilebilir. Burada y_i asıl veriyi, $\hat{y}_i$ eğri uydurma sonucunu, r_i ise artık miktarını gösterir. Artıkların toplamalarının karesi

$$S = \sum_{i=1}^n r_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (E.5)$$

eşitliği ile gösterilir. n , eğri uydurma işlemine dahil edilen veri noktalarının sayısıdır. Eğri uydurmada amaç S değerini en küçük yapmaktır. Eşitlik (E.5),

$$S = \sum_{i=1}^n (y_i - (b_1x_i + b_2))^2 \quad (E.6)$$

olarak tekrar yazılabilir. Bu noktada S değerini en küçük yapan b_1 ve b_2 katsayıları aranır. Bu katsayıları elde etmek için S 'nin b_1 ve b_2 'ye göre ayrı ayrı türevleri alınır ve sıfıra eşitlenir.

$$\frac{\partial S}{\partial b_1} = -2 \sum_{i=1}^n x_i (y_i - (b_1x_i + b_2)) = 0 \quad (E.7)$$

$$\frac{\partial S}{\partial b_2} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - (b_1x_i + b_2)) = 0 \quad (E.8)$$

Böylece b_1 ve b_2 katsayılarından oluşan iki bilinmeyenli iki denklem elde edilir. Bu denklemler çözüldüğünde ise,

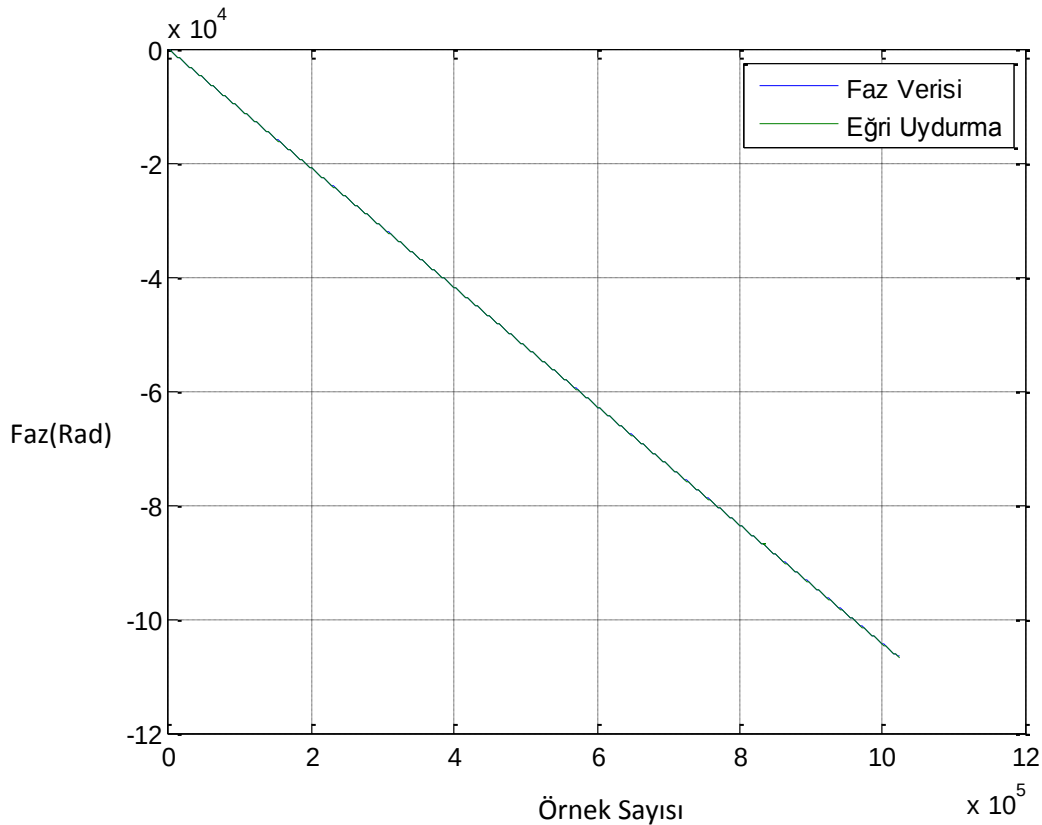
$$b_1 = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \quad (E.9)$$

$$b_2 = \frac{1}{n} \left(\sum y_i - b_1 \sum x_i \right) \quad (E.10)$$

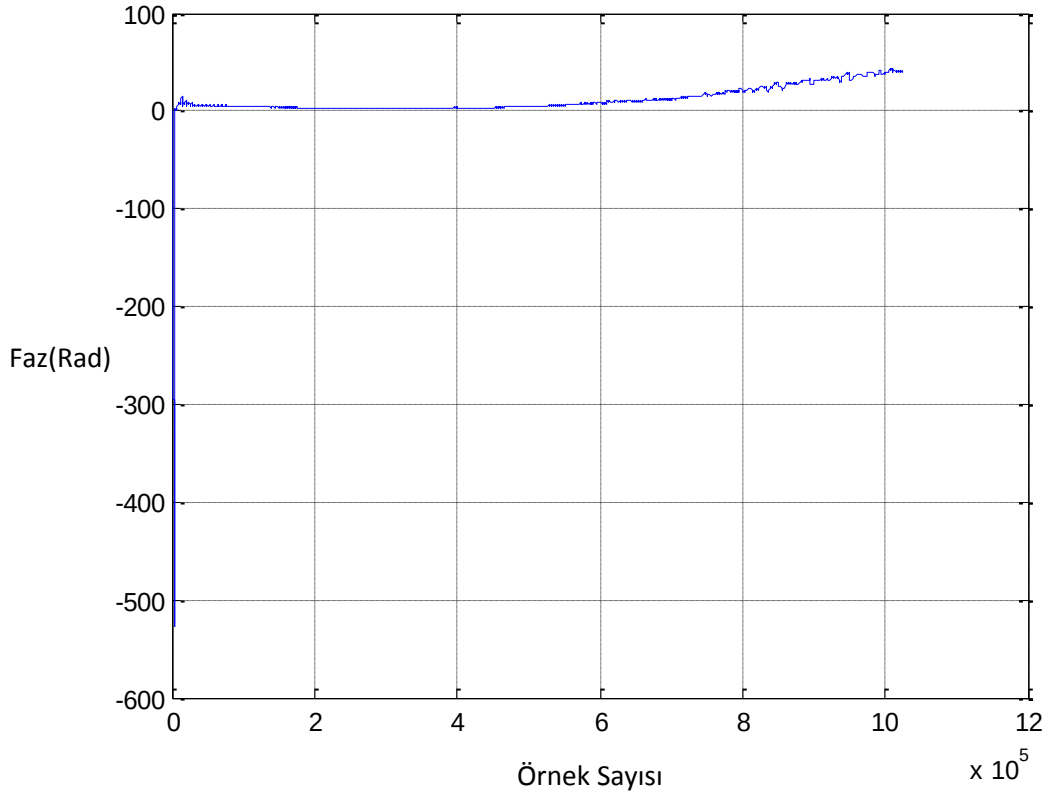
olarak elde edilir.

b_1 ve b_2 katsayıları hesaplandıktan sonra, doğrusal faz bileşeni üzerine binmiş gerçek faz bilgisi $r_i = y_i - \hat{y}_i$ formülü kullanılarak hesaplanır.

USRP donanımı üzerinde, eğri uydurma işlemini gerçekleştirmek için GNURadio yazılımı kullanılarak, Curve Fit adında bir blok hazırlanmıştır. İlk etapta hazırlanan blok aldığı ilk 5000 (bu değer rastgele seçilmiştir) nokta üzerinden b_1 ve b_2 katsayılarını hesaplayıp sonrasında gelen noktalara bu katsayılarla oluşturulmuş eğri uydurmaya işlemini yapmıştır. Ancak bu yöntemde ilk 5000 noktada yapılan küçük hatalar sonraki noktalarda çok daha büyük hatalara sebep olmuştur. Bu yöntem izlenerek elde edilen faz verisi ve eğri uydurma sonuçları Şekil E.15 ve Şekil E.16'da verilmiştir.

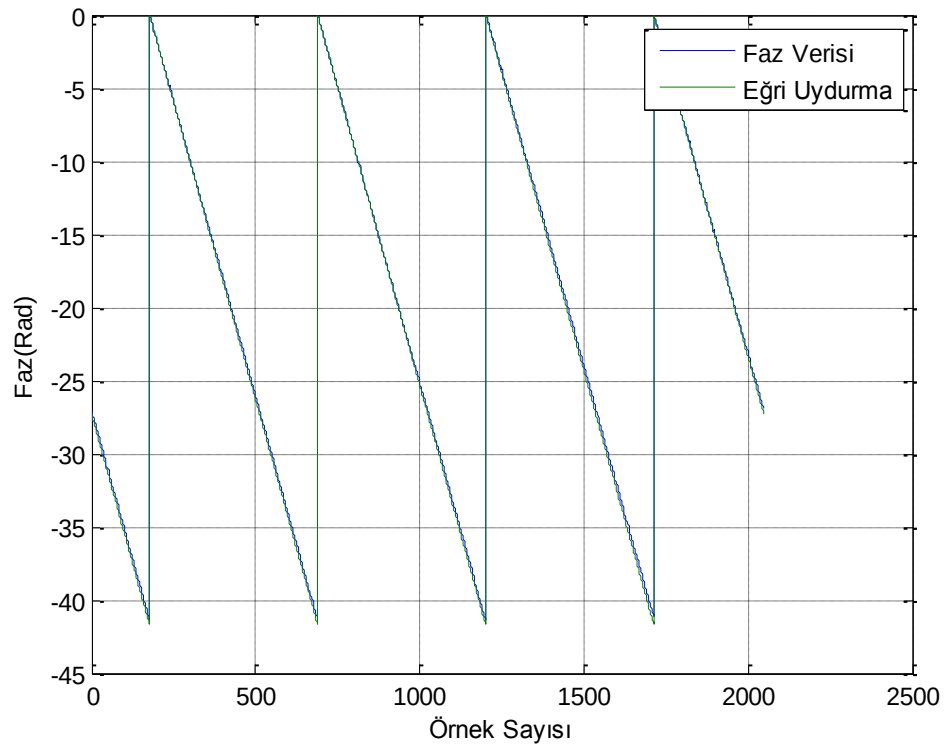


Şekil E.15 AM Kiplenim için Faz Verisi ve Eğri Uydurma Sonucu

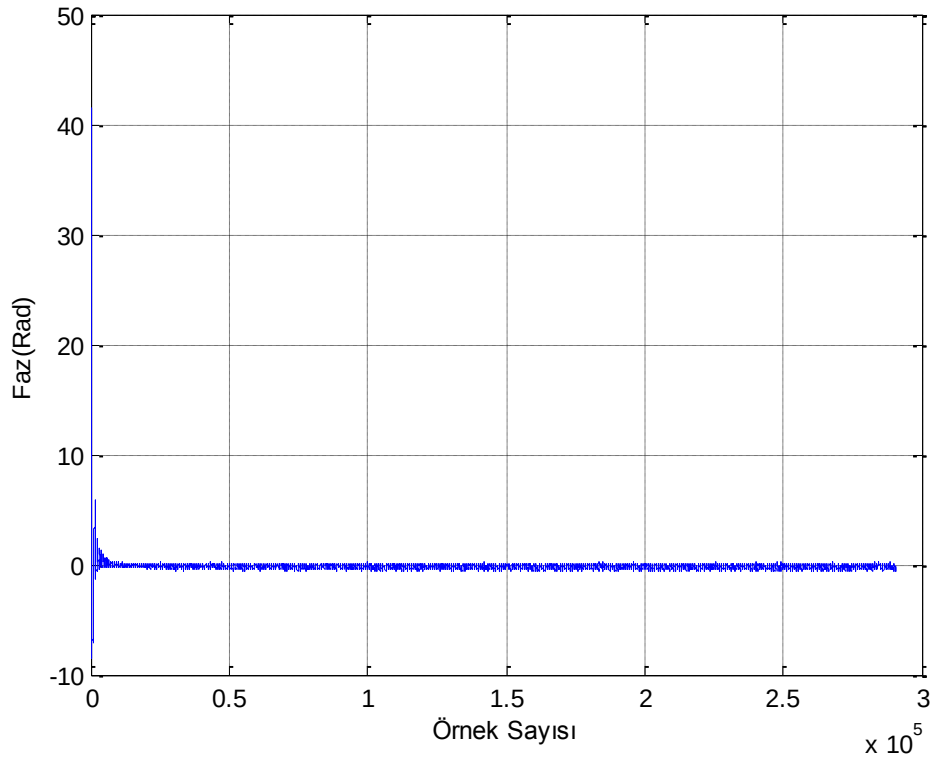


Şekil E.16 Eğri Uydurma Sonucu Oluşan Artık Miktarı

Yukarıdaki şekillerde görüldüğü gibi eğri uydurma işlemi için izlenen yöntem öznitelik hesabında kullanılacak faz verisi için uygun değildir. Bu nedenle eğri uydurma işlemi için farklı bir yol izlenmiştir. Bu yöntemde CumSum bloğu içerisinde üretilen ve doğrusal bileşene sahip faz verisi 512 noktada bir katlanarak(wrapping) oluşturulmuştur. Eğri uydurma işlemi ise her 512 nokta için ayrı ayrı yapılmıştır. Bu yöntem kullanılarak elde edilen sonuçlara Şekil E.17 ve Şekil E.18’de yer verilmiştir.



Şekil E.17 AM Kiplenim için Faz Verisi ve Eğri Uydurma Sonucu



Şekil E.18 Eğri Uydurma Sonucu Oluşan Artık Miktarı

Yukarıdaki şekillerde görüldüğü gibi, elde edilen faz verileri tam olarak ideal sonucu vermese de ilk yönteme kıyasla daha doğru sonuçlar vermiştir.

Otomatik Kiplenim işlemi için hesaplanan son öznitelik sinyalin taşıyıcı frekans etrafındaki spektrum simetrisi, P'dir. Bu öznitelik özellikle tek yan bant sinyalleri ayırt etmek için kullanılır.

P özniteliği ilk aşamada USRP Source bloğundan alınan sinyalin FFT'si alınarak hesaplanmıştır. FFT alma işlemi 1Msps örnekleme hızında bölüt içerisindeki nokta sayısı olarak belirlenmiş 2048 nokta üzerinden yapılmıştır. Yani FFT işleminden sonra 1MHz 2048 nokta ile ifade edilmiştir. Bu durum P özniteliğinin hesaplanmasında bazı problemler yaratmıştır.

Anlık faz hesaplanırken de göz önünde bulundurulacak alıcı osilatöründeki frekans sapması, bu öznitelik için de benzer problemler yaratmıştır. P özniteliğinin doğru bir şekilde hesaplanabilmesi için taşıyıcı frekansın, frekans ekseninde bulunduğu nokta tam olarak bilinmelidir. Ancak alıcıdaki osilatör sapması nedeniyle bu değer sürekli değişmekte ve P özniteliği istenildiği şekilde hesaplanamamaktadır. Bu noktada öncelikli önlem olarak taşıyıcı frekans etrafına belli sayıda noktadan oluşan bir koruma bandı ekleme işlemi kullanılmıştır. Ancak bu yöntem tek başına istenen sonucu almaya yetmemiştir. Çünkü taşıyıcı frekanstaki sapma miktarı bazen 35 - 40 nokta mertebesinde olabilmektedir. Bu durumda yaklaşık 45 - 50 noktalık koruma bandı koymak gerekir. Bu nokta sayısı ise taşıyıcı frekans etrafında yaklaşık 25kHz'lik bir koruma bandı anlamına gelir. Bu hesap,

$$2048nokta \rightarrow 1MHz$$

$$50nokta \rightarrow 25kHz$$

şeklinde yapılabilir. Bu durum özellikle ses sinyali gibi dar bantlı sinyaller için problem oluşturmuştur. Çünkü ses sinyalleri yaklaşık 5 kHz bantta sahip sinyallerdir ve 25 kHz'lik bir koruma bandı kullanmak bu sinyallerin hesaba katılmaması anlamına gelmektedir.

Koruma bandı kullanmaktaki bir diğer amaç ise özellikle AM gibi taşıyıcı sinyal gücünün fazla olduğu kiplenim türlerinde, taşıyıcı sinyal enerjisini tamamen

koruma bandı içinde bırakarak hesaba dahil etmemektir. Böylece taşıyıcı frekans etrafındaki spektrum simetrisi daha sağlıklı bir şekilde ölçülmektedir.

Yukarıda bahsi geçen problemleri gidermek için P özniteliği hesaplanırken, örnek eksiltme işlemi kullanılmıştır. Örnek eksiltme işleminde her 20 noktadan biri alınmış ve 20 oranında örnek eksiltme yapılmıştır. Bu durumda örnekleme hızı 1Msps'dan 50ksps'ye düşmüştür. Bu hızdaki sinyal 2048 nokta FFT işleminden geçirildikten sonra çıkan sonuçta 50 kHz 2048 nokta ile gösterilmiştir. Bu işlem, sonrasında kullanılacak koruma bandı için yeterlidir. Çünkü koruma bandı için kullanılması düşünülen 10 nokta (burada kullanılan 10 nokta taşıyıcının enerjisini hesaba katmamak için gereklidir.) bu durumda yaklaşık 250 Hz gibi makul bir frekans bandına karşılık gelir. Bu durumda kullanılan koruma bandı taşıyıcı frekansı hesaba dahil etmemek için yeterli frekans alanını sağlamış olur. Ancak halen alıcıdaki osilatörden kaynaklanan sapma koruma bandının dışında olabilmektedir.

Bu sebeple GRC kütüphanesine elle hazırlanmış yeni bir blok eklenmiştir. Index ismi verilen bu bloğun görevi 2048 noktadan oluşan spektrum verisinin en büyük değerinin 2048 nokta içerisindeki yerini vermektir. Böylece osilatör frekansında sapma meydana geldikçe bu değer değişir. Çalışmalar sırasında USRP kartına ilk güç verildiği süreler içerisinde osilatör sapma miktarının çok daha fazla olduğu ve hızla değiştiği gözlenmiştir. Bu nedenle sağlıklı sonuçlar alabilmek için deneysel düzeneğin bir süre çalışır halde bırakılması gerektiği düşünülmektedir.

Index bloğu kullanılarak elde edilen veri sayesinde, P özniteliğini hesaplama işlemi daha doğru sonuçlar vermiştir. Ancak bu sistemin tamamen otomatik çalışmasına bir miktar engel olmuştur. Çünkü özellikle P özniteliğini kullanarak sınıflandırılan SSB ve DSB kiplenimlerinde, öncelikle bir kalibrasyon işlemi yapmak gerekmektedir. Kalibrasyon verisi elde edildikten sonra sistem daha doğru bir şekilde çalışabilmektedir.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : MEHMET KABASAKAL

Doğum Yeri : Aydın

Doğum Yılı : 1985

Medeni Hali : Bekar

Eğitim ve Akademik Durumu:

Lise 1999-2003 : Aydın Adnan Menderes Anadolu Lisesi

Lisans 2003-2008 : Hacettepe Üniversitesi

Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü

Ankara

Yabancı Dil : İngilizce

İş Tecrübesi:

2008-... : MİKES A.Ş. Ankara

