



**T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



DOKTORA TEZİ

**YENİ NESİL TELSİZ HABERLEŞME SİSTEMLERİ İÇİN
OTOMATİK MODÜLASYON TANIMA**

Yeşim HEKİM TANÇ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Programı

**DANIŞMAN
Prof. Dr. Aydın AKAN**

Haziran, 2015

İSTANBUL



**T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



DOKTORA TEZİ

**YENİ NESİL TELSİZ HABERLEŞME SİSTEMLERİ İÇİN
OTOMATİK MODÜLASYON TANIMA**

Yeşim HEKİM TANÇ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Programı

Danışman

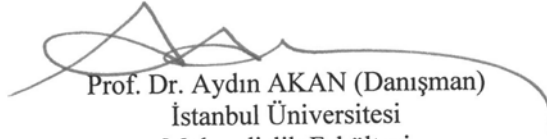
Prof. Dr. Aydın AKAN

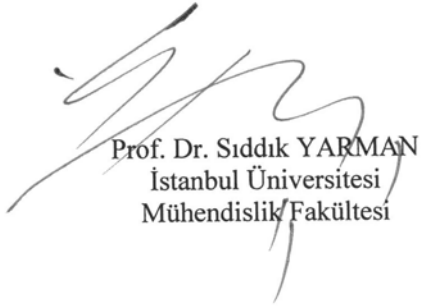
Haziran, 2015

İSTANBUL

Bu çalışma 08/07/2015 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı Elektrik-Elektronik Mühendisliği programında Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

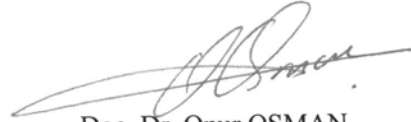
Tez Jürisi:


Prof. Dr. Aydın AKAN (Danışman)
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi


Prof. Dr. Sıddık YARMAN
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi


Prof. Dr. A. Hamdi KAYRAN
İstanbul Teknik Üniversitesi
Elektrik-Elektronik Fakültesi


Doç. Dr. Hakan DOĞAN
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi


Doç. Dr. Onur OSMAN
İstanbul Arel Üniversitesi
Mühendislik-Mimarlık Fakültesi



Bu çalışma İstanbul Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Yürütücü Sekreterliğinin 4358 numaralı projesi ile desteklenmiştir.

ÖNSÖZ

Tez çalışmam boyunca her türlü desteğini benden esirgemeyen, bilgi ve tecrübeleriyle bana yol gösteren sayın hocam Prof. Dr. Aydın AKAN'a sonsuz teşekkürlerimi iletiyorum. Sevgili eşime de sabrı ve hoşgörüsüyle bu zorlu yolda beni yalnız bırakmadığı için şükranlarımı sunuyorum.

Haziran, 2015

Yeşim HEKİM TANÇ



İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ	i
İÇİNDEKİLER	ii
ŞEKİL LİSTESİ.....	iv
TABLO LİSTESİ.....	vi
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ	vii
ÖZET	ix
SUMMARY	xi
1. GİRİŞ	1
1.1. TEZİN İÇERİĞİ VE ÇALIŞMA PLANI.....	5
1.2. TEZİN LİTERATÜRE KATKISI	6
2. GENEL KISIMLAR	8
2.1. ANALOG SINIFLANDIRMA ALGORİTMALARI	8
2.2. SAYISAL SINIFLANDIRMA ALGORİTMALARI	11
2.2.1. Karar Teorisine Dayalı Yöntemler	11
2.2.2. İstatiksel Örüntü Tanımaya Yönelik Yöntemler	12
2.3. KARMA SINIFLANDIRMA ALGORİTMALARI	15
3. MALZEME VE YÖNTEM	19
3.1. FOURİER SERİSİ AÇILIMI VE FOURİER DÖNÜŞÜMÜ	20
3.2. GABOR AÇILIMI VE GABOR DÖNÜŞÜMÜ	21
3.3. KISA ZAMANLI FOURİER DÖNÜŞÜMÜ	22
3.4. SÜREKLİ WAVELET DÖNÜŞÜMÜ	24
3.5. GENELLEŞTİRİLMİŞ ZAMAN-FREKANS DAĞILIMLARI.....	25
3.6. EVRİMSEL İZGE	25
3.6.1. Wold-Cramer Evrimsel İzgesi	26
3.6.2. Ayrik Evrimsel Dönüşüm	26
3.7. HILBERT-HUANG DÖNÜŞÜMÜ	29
3.7.1. Görgül Kip Ayrışımı.....	31
3.7.2. Hilbert İzgesel Analizi	33

3.8. ZAMAN-FREKANS ANALİZ YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI ..	37
3.8.1. Örnek 1	37
3.8.2. Örnek 2	42
4. BULGULAR.....	48
4.1. EVRİMSEL İZGE İLE MODÜLASYON TÜRÜ SINIFLANDIRILMASI.....	48
4.1.1. Sistem Modeli.....	48
4.1.2. DET Tabanlı Modülasyon Sınıflandırma Algoritması	49
4.1.3. Benzetim Sonuçları.....	52
4.2. HILBERT-HUANG DÖNÜŞÜMÜ İLE SAYISAL MODÜLASYON TÜRÜ SINIFLANDIRILMASI.....	54
4.2.1. Sistem Modeli	54
4.2.2. HHT Tabanlı Sınıflandırma Algoritması.....	55
4.2.3. Benzetim Sonuçları.....	58
4.3. HHT İLE MQAM MODÜLASYONLU İŞARETLERİN SINIFLANDIRILMASI.....	59
4.3.1. Sistem Modeli	60
4.3.2. MQAM İşaretler için HHT Tabanlı Sınıflandırıcı	60
4.3.3. Benzetim Sonuçları.....	62
4.4. DÜZGÜN OLMAYAN SIKIŞTIRILMIŞ ÖRNEKLER KULLANARAK WAVELET ÇEVİRİMSSEL ÖZNİTELİK TABANLI OTOMATİK MODÜLASYON TANIMA	64
4.4.1. Çevrimsel Öznitelik	64
4.4.2. Wavelet Çevrimsel Öznitelik.....	65
4.4.3. Nyquist-Altı Düzgün Olmayan Örneklerden Öznitelik Çıkarımı.....	66
4.4.3.1. Sıkıştırılmış Örnekleme.....	66
4.4.3.2. Doğrusal İlişki.....	66
4.4.4. Öznitelik Kestirimi	68
4.4.5. Öznitelik Sayısının Azaltılması	69
4.4.6. Otomatik Sınıflandırma Algoritması	70
5. TARTIŞMA VE SONUÇ.....	71
KAYNAKLAR	73
ÖZGEÇMİŞ	81

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 1.1: Otomatik modülasyon tanıma sistemi.....	4
Şekil 3.1: Gabor ölçekleme adımları.....	22
Şekil 3.2: CWT ölçekleme adımları.....	24
Şekil 3.3: Karmaşık düzlemde anlık genlik, faz açısı ve frekans gösterimi.....	31
Şekil 3.4: EMD akış diyagramı.....	36
Şekil 3.5: $x_1(t)$ ve $x_2(t)$ işaretlerinin zaman-genlik grafiği.....	38
Şekil 3.6: $x(t)$ işaretinin zaman-genlik grafiği.....	38
Şekil 3.7: $x(t)$ işaretinin Fourier Dönüşümü'yle elde edilen frekans-genlik izgesi.....	39
Şekil 3.8: $x(t)$ işaretinin STFT ile hesaplanan spektrogramı.....	40
Şekil 3.9: $x(t)$ işaretinin CWT ile hesaplanan skalogramı.....	40
Şekil 3.10: $x(t)$ işaretinin HHT ile hesaplanan zaman-frekans izgesi.....	41
Şekil 3.11: $x(t)$ işaretin DET ile hesaplanan zaman-frekans izgesi.....	42
Şekil 3.12: $x_1(t)$ ve $x_2(t)$ işaretlerinin zaman-genlik grafiği.....	43
Şekil 3.13: $x(t)$ işaretinin zaman-genlik grafiği.....	43
Şekil 3.14: $x(t)$ işaretinin Fourier Dönüşümü'yle elde edilen frekans-genlik izgesi.....	44
Şekil 3.15: $x(t)$ işaretinin STFT ile hesaplanan spektrogramı.....	45
Şekil 3.16: $x(t)$ işaretinin CWT ile hesaplanan skalogramı.....	45
Şekil 3.17: $x(t)$ işaretinin HHT ile hesaplanan zaman-frekans izgesi.....	46
Şekil 3.18: $x(t)$ işaretinin DET ile hesaplanan zaman-frekans izgesi.....	46
Şekil 4.1: Modülasyon tipi sınıflandırıcısının içyapısı.....	48
Şekil 4.2: 2PSK işaretinin DET ile hesaplanan evrimsel izgesi.....	51
Şekil 4.3: 2FSK işaretinin DET ile hesaplanan evrimsel izgesi.....	51
Şekil 4.4: DET tabanlı modülasyon sezici.....	52

Şekil 4.5: HHT tabanlı modülasyon sınıflandırma algoritması.....	58
Şekil 4.6: MQAM işaretleri için anlık genliğin istatistiksel ortalaması.....	61
Şekil 4.7: HHT tabanlı MQAM sınıflandırma algoritması.....	62
Şekil 4.8: MQAM için doğru sınıflandırma olasılıkları.....	63
Şekil 4.9: Wavelet Çevrimsel Öznitelik tabanlı sınıflayıcı.....	70



TABLO LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 2.1: Karar teorisine dayalı yöntemler için literatür özeti.....	13
Tablo 2.2: İstatiksel örüntü tanımaya yönelik yöntemler için literatür özeti-1.....	14
Tablo 2.3: İstatiksel örüntü tanımaya yönelik yöntemler için literatür özeti-2.....	15
Tablo 3.1: İşaret analiz yöntemlerinin karşılaştırılması.....	35
Tablo 4.1: Sınıflandırma sonuçları (SNR = 13 dB).....	53
Tablo 4.2: PSK için sınıflandırma sonuçları (SNR = 13 dB).....	53
Tablo 4.3: FSK için sınıflandırma sonuçları (SNR = 15 dB).....	54
Tablo 4.4: Modülasyon parametreleri.....	56
Tablo 4.5: SNR = 10 dB için sınıflandırma yüzdeleri.....	59
Tablo 4.6: SNR = 20 dB için sınıflandırma yüzdeleri.....	59
Tablo 4.7: Benzetim parametreleri.....	62
Tablo 4.8: Doğru sınıflandırma yüzdesi karşılaştırması.....	63
Tablo 4.9: SNR = 8 dB için doğru sınıflandırma yüzdeleri.....	70

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Kisaltmalar	Açıklama
ALRT	: Average Likelihood Ratio Test
AM	: Amplitude Modulation
AMR	: Automatic Modulation Recognition
ANN	: Artificial Neural Network
ASK	: Amplitude Shift Keying
AWGN	: Additive White Gaussian Noise
BPSK	: Binary Phase Shift Keying
CR	: Cognitive Radio
CW	: Continuous Wave
CWT	: Continuous Wavelet Transform
DET	: Discrete Evolutionary Transform
DSB	: Double Side Band
DTB	: Decision Theory Based
EMD	: Empirical Mode Decomposition
FM	: Frequency Modulation
FSK	: Frequency Shift Keying
FT	: Fourier Transform
GLRT	: Generalized Likelihood Ratio Test
HHT	: Hilbert-Huang Transform
HLRT	: Hybrid Likelihood Ratio Test
HSA	: Hilbert Spectral Analysis
HT	: Hilbert Transform
IMF	: Intrinsic Mode Function
LSB	: Lower Side Band
MIMO	: Multiple Input Multiple Output
ML	: Maximum Likelihood
MP	: Matching Pursuit
OFDM	: Orthogonal Frequency-Division Multiplexing
OMP	: Orthogonal Matching Pursuit
OOK	: On-Off Keying
PDF	: Probability Density function
PSD	: Power Spectral Density
PSK	: Phase Shift Keying
Q-ALRT	: Quasi Average Likelihood Ratio Test
Q-HLRT	: Quasi Hybrid Likelihood Ratio Test
QAM	: Quadrature Amplitude Modulation
QPSK	: Quadrature Phase Shift Keying
SDR	: Software Defined Radio
SNR	: Signal to Noise Ratio
SPRB	: Statistical Pattern Recognition Based
SSB	: Single Side Band

STFT	: Short Time Fourier Transform
SVD	: Singular Value Decomposition
SVM	: Support Vector Machine
USB	: Upper Side Band
VSB	: Vestigial Side Band
WT	: Wavelet Transform
ZC	: Zero Crossing
ZF	: Zaman-Frekans



ÖZET

DOKTORA TEZİ

YENİ NESİL TELSİZ HABERLEŞME SİSTEMLERİ İÇİN OTOMATİK MODÜLASYON TANIMA

Yeşim HEKİM TANÇ

İstanbul Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Aydın AKAN

Günümüzde, haberleşme teknolojilerinin gelişimiyle birbirinden farklı protokollerin aynı anda kullanıldığı platformların sayısı giderek artmaktadır. Bu platformlarda kullanılan işaretlerin frekansları, düşük frekans bandından, yüksek frekans bandına kadar yayılmakla beraber, işaretlerin modülasyon tipi, dar bantlıdan geniş bantlıya kadar çeşitlilik göstermektedir. Böylesi karmaşık bir haberleşme ortamında, gerçek zamanlı işaret işleme algoritmaları ve alınan işaretin modülasyon türünün belirlenebilmesi kritik bir işlem olmuştur.

Eğer, alınan işaretin modülasyon türü başarılı bir şekilde belirlenirse, alıcı olarak kullanılan Yazılım Tabanlı Radyo, alıcının demodülator kısmını işaretin modülasyon türüne göre ayarlayarak, işarete uygun olmayan demodülator türünün kullanılmasından kaynaklanacak hataları azaltır ve demodülasyon işleminin süresini kısaltır. Bazı pratik uygulamalarda, iletilen sembol dizisine işaretin modülasyon türünün belirlenebilmesi için ek bir bilgi de eklenebilmektedir. Ancak bu, fazladan bant genişliği ve donanımsal kaynak kullanılması anlamına gelmektedir ki kritik haberleşme uygulamalarında bu durum tercih edilen bir durum değildir.

Bu tez çalışmasında farklı modülasyon çeşitlerine sahip işaretlerin, modülasyon türünün ve seviyesinin belirlenebilmesi için, toplamsal Gauss gürültüsü varsayımı altında, zaman-frekans analizine dayalı, öznelilik tabanlı algoritmalar çeşitli geliştirilmiştir. Geliştirilen bu algoritmalarda, işaretlerin zaman-frekans analizi sonucu elde edilen anlık genlik ve frekans karakteristikleri, alınan işaretin modülasyon türünün ve seviyesinin belirlenmesinde öznelilik olarak kullanılmaktadır.

İlk olarak modülasyon türünü tanıma ve modülasyon seviyesinin belirlenebilmesi için, evrimsel izge tabanlı bir algoritma önerilmiştir. Önerilen bu algoritmanın doğru sınıflandırma başarımı, Wavelet Dönüşümü'ne dayanan sınıflandırma yöntemi ile karşılaştırılmalı olarak ortaya konmuştur. Önerilen algoritmanın düşük Sinyal/Gürültü oranlarında daha yüksek sınıflandırma yüzdesi sunduğu gösterilmiştir.

Tezin bir sonraki adımında ise, Hilbert-Huang Dönüşümü'nün, doğrusal ve durağan olmayan işaretlerin anlık frekans ve genlik bilgilerinin elde edilmesi için kullanılması önerilmiştir. Elde edilen anlık zaman-frekans verilerinin istatistiksel özellikleri yardımıyla modülasyon türleri için öznitelik haritası çıkartılmış, elde edilen bu öznitelikler doğrultusunda bir sınıflandırma algoritması geliştirilmiştir. Çeşitli modülasyon türleri ve seviyeleri için algoritmanın geçerliliği sınanmış, doğru sınıflandırma oranları farklı Sinyal/Gürültü seviyelerinde elde edilerek, prensip olarak Wavelet Dönüşümü'ne dayanan algoritmanın sınıflandırma başarımı ile karşılaştırılmıştır.

Son olarak da düzgün olmayan sıkıştırılmış örneklerin alıcıda var olması durumunda, Wavelet çevrimsel öznitelik tabanlı otomatik modülasyon tanıma algoritmasının genlik kaydırmalı modülasyon işaretlerinin, modülasyon seviyesinin belirlenmesinde kullanılması önerilmiş ve başarımları ortaya konmuştur. Seçilen farklı zaman-frekans analiz yöntemlerinin kendi aralarında karşılaştırılması ve bu yöntemlerin birbirlerine karşı avantaj ve dezavantajları da bu tez çalışması içerisinde sunulmuştur.

Haziran 2015, 94 sayfa.

Anahtar kelimeler: Telsiz haberleşme, modülasyon tanıma, zaman-frekans analizi.

SUMMARY

Ph.D. THESIS

AUTOMATIC MODULATION IDENTIFICATION FOR NEW GENERATION WIRELESS COMMUNICATION SYSTEMS

Yeşim HEKİM TANÇ

İstanbul University

Institute of Graduate Studies in Science and Engineering

Department of Electrical and Electronic Engineering

Supervisor: Prof. Dr. Aydın AKAN

The developments of communication technologies lead the usage of different type of protocols on the same platforms. On these platforms, the frequencies of the signals varies from the low frequency band to high frequency band. The modulation type of signals also varies from narrowband to broadband. On such a complex communication environment, the modulation type identification of the received signal, without a need for any prior knowledge been a critical operation.

If the modulation type of the received signal is successfully determined, then software-defined radio can adjust its demodulating parameters. Adjusting the parameters helps to improve demodulation process by preventing the decoding errors. Software Defined In some practical applications, an additional information can be added to the transmitted symbol sequences in order to identify the modulation type of the signal. However, this demands extra bandwidth, and the systems utilize more hardware resources. In some the critical communications applications this is not acceptable. Therefore, it is crucial to determine the modulation type of the signal without any bandwidth extension.

In this work, under the white Gaussian noise assumption, we propose time-frequency analysis based modulation type recognition and modulation level identification algorithms. The instantaneous amplitude and frequency patterns are utilized as features on the proposed algorithms.

First, an evolutionary spectrum based algorithm is proposed. The correct classification performance of the algorithm is compared with the Wavelet Transform based classifier. It is shown that, the proposed algorithm has higher classification rate even under low Signal to Noise Ratio.

On the next step of the work, Hilbert-Huang Transform is proposed for extracting the instantaneous amplitude and phase of the non-linear and non-stationary signals. The statistical values of instantaneous time-frequency data are used to have a feature map for modulation classification. The validity of the proposed algorithm is tested for different modulation types and orders with different SNR values. The correct classification rates are compared with again Wavelet Transform based classifier.

Finally, We apply the Wavelet Cyclic feature based automatic modulation recognition algorithm on the case of the existence of non-uniform compressed samples at the receiver. The modulation levels of M-ary amplitude shift keying modulated signals are identified via the Wavelet Cyclic feature based algorithm. The comparison, advantages and disadvantages of the proposed time-frequency analysis based algorithms are also presented in this work.

June 2015, 94 pages.

Keywords: Wireless communication, modulation identification, time-frequency analysis.

1. GİRİŞ

Bilişsel Radyo (Cognitive Radio, CR) kavramı, ilk kez Joseph Mitola III [1] tarafından ortaya atılmış ve Federal İletişim Komisyonu'nun frekans spektrumunun daha verimli bir şekilde kullanılması amacıyla sunduğu raporla [2] telsiz haberleşmede önemli bir araştırma konusu olmuştur. Bilişsel Radyo, birincil kullanıcılar tarafından kullanılmayan frekans bantlarını bulup, lisansız ikincil kullanıcılara tahsis eden, böylelikle mevcut frekans spektrumunun etkili bir biçimde kullanılmasına olanak sağlayan bir teknolojidir. Bilişsel Radyo'nun en dikkat çeken özelliği, haberleşme ortamını gözlemlemesi sonucu, geçmişte elde ettiği bilgileri, haberleşme sisteminin hedefleri doğrultusunda kullanabilmesi, ortaya çıkacak yeni durumlarda elde ettiği bilgiler doğrultusunda yeni kararlar verebilmesi ve bu kararların gerektirdiği eylemleri ortaya koyabilmesidir. Tüm bu davranışların gerçekleşebilmesi, Yazılım Tabanlı Radyo (Software Defined Radio, SDR) [3] kavramının ortaya çıkmasıyla mümkün olabilmiştir. SDR, haberleşme sistemlerinin bileşenlerini (filtre, modülatör/demodülatör, kuvvetlendirici vb.) donanımsal olarak barındıran geleneksel yapıların aksine, tüm bu bileşenleri sistem üzerindeki bilgisayarda yazılımsal olarak gerçekleyen ve böylece haberleşme sistemini daha esnek ve akıllı yapan bir teknolojidir. Donanım Tabanlı Radyo (Hardware Defined Radio)'lardaki devre elemanların değiştirilmesine kıyasla, işlemci üzerindeki yazılımın değiştirilmesinin çok daha az maliyetli olacağı kaçınılmaz bir gerçektir.

Bilişsel Radyo'da Yazılım Tabanlı Radyo yardımıyla mevcut kaynakların (bant genişliği, güç, vb.) verimli bir şekilde kullanılması sağlanır. CR'lerin genel kullanım alanları askeri ve sivil uygulamalar olarak ikiye ayrılabilir. Bilişsel Radyo, askeri uygulamalarda güvenli, güvenilir ve kararlı bir haberleşme sağlanmasına yardımcı olurken, sivil uygulamalarda tüm bu özelliklerin yanı sıra iletişim hızını ve hizmet kalitesini arttırmaya yardımcı olur.

İletişim uygulamalarının çoğunda iletilen asıl işaretin yanında, istenmeyen işaretler de gözlenebilmekte, istenmeyen bu işaretler çoğu zaman iletişim güvenliğini ve kalitesini

önemli ölçüde etkilemektedir. Bilişsel Radyo sistemlerinde, asıl işaretlerin güvenli bir şekilde iletilip, alıcı tarafında sorunsuz bir şekilde elde edilmesi temel hedeftir. Bozucu düşman işaret hakkında çok fazla bilgiye sahip olunamayacağını düşünecek olursak, birincil hedef asıl işaretlerin belirlenmesi ardından da düşman işaretlerin kaynağı ve türünün belirlenip bastırılmasıdır.

Günümüzde, haberleşme teknolojilerinin gelişimiyle birbirinden farklı protokollerin aynı anda kullanıldığı platformların sayısı giderek artmaktadır. Bu platformlarda kullanılan işaretlerin frekansları, düşük frekans bandından, yüksek frekans bandına kadar yayılmakla beraber, işaretlerin modülasyon tipi, dar bantlıdan geniş bantlıya kadar çeşitlilik göstermektedir. Böylesi karmaşık bir haberleşme ortamında, gerçek zamanlı işaret işleme algoritmaları ve alınan işaretin modülasyon türünün, işarete dair herhangi bir ön bilgiye ihtiyaç duymaksızın belirlenebilmesi kritik bir işlem olmuştur. Eğer, alınan işaretin modülasyon türü başarılı bir şekilde belirlenebilirse, alıcı olarak kullanılan Yazılım Tabanlı Radyo, alıcının demodülatör kısmını işaretin modülasyon türüne göre ayarlayarak, işarete uygun olmayan demodülatör türünün kullanılmasından kaynaklanacak hataları azaltır ve demodülasyon işleminin süresini kısaltır. Bazı pratik uygulamalarda, iletilen sembol dizisine işaretin modülasyon türünün belirlenebilmesi için bir ek bilgi de eklenebilmektedir. Ancak bu, fazladan bant genişliği ve donanımsal kaynak kullanması anlamına gelmektedir ki kritik haberleşme uygulamalarında bu durum kabul edilebilir değildir. Dolayısıyla modülasyon türünün gözü kapalı ve otomatik belirlenebilmesi gerekmektedir.

Modülasyon Tanıma, belirli bir frekans bandındaki işaretin modülasyon türünün işarete ait herhangi bir bilgiye (taşıyıcı frekansı, sembol hızı vb.) ihtiyaç duyulmadan ya da çok az bilgiyle belirlenmesi işlemidir. Modülasyon Tanıma işlemi, alıcıda işaret algılama ve demodülasyon işlemi arasında yer alan ara bir adımdır.

Bilinen en eski modülasyon tanıma sistemi bir takım demodülatör dizisinden oluşan manuel bir sistemdir. Her bir demodülatör tek bir tipteki modülasyonu ayırt etmek için tasarlanmıştır. Bu durumda bir operatör, demodülatör çıkışına bakarak işaretin modülasyon türüne karar vermektedir. Bu yöntemin en büyük dezavantajı işaretin uzunca bir süre gözlemlenmesi gerektiğidir. Bir diğer dezavantajı ise karar veren operatörün son derece yetenekli ve güvenilir olmak zorunda olmasıdır. Ayrıca bu sistem

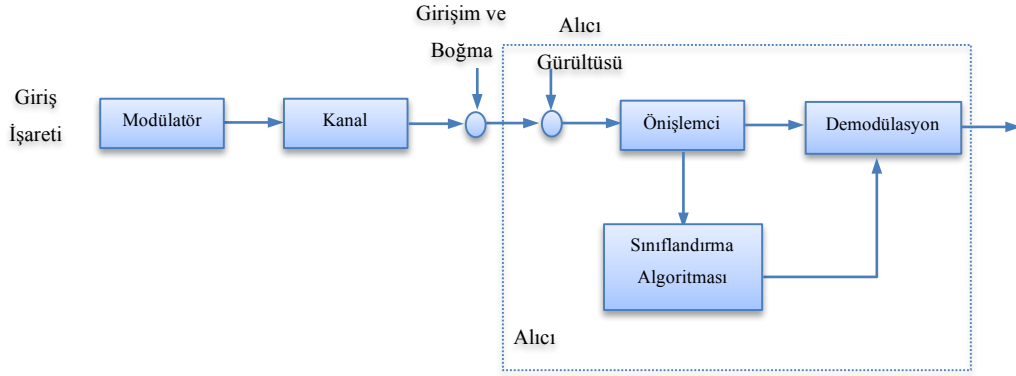
yardımıyla tanımlanan modülasyon türü sayısı da kullanılan demodülatör sayısı ile sınırlı kalmaktadır. Günümüzde aynı anda kullanılan farklı modülasyon türlerin artması ve haberleşme sistemlerinin gün geçtikçe karmaşıklaşması, manuel modülasyon tanıma sistemlerinin yerini otomatik modülasyon tanıma sistemlerine bırakmasına neden olmuştur. İlerleyen zamanlarda eski sistemlerdeki karar verme ünitesinin yerini, akıllı karar verme algoritmalarına sahip birimler almıştır. Fakat bu durumda da sistemin karmaşıklığı ve işlem yükü önemli ölçüde artmıştır [4].

Otomatik Modülasyon Tanıma (Automatic Modulation Recognition, AMR) alanındaki ilk çalışma Weaver ve diğerlerine [5] aittir. Yüksek frekanslı radyo işaretlerinin modülasyon türünü, hızlı ve otomatik olarak belirleyebilmek için işaretlerin spektrumu sayısal bir çözümleyici tarafından analiz edilir. Çözümleyici çıkışındaki “en yakın komşular” prensibine göre çalışan örüntü tanıyıcı, farklı analog işaretlerin modülasyon türüne karar verir. Bu çalışmada, istatistiksel anlamda en iyiye yakın bir sınıflandırma başarımı elde edilmiştir.

En genel haliyle bir modülasyon tanıma sistemi Şekil 1.1’deki gibidir. AMR birimi, bir ön işlemci, otomatik sınıflandırıcı ve karar verme kısımlarından oluşur. Ön-işlemci kısmında gürültü azaltılması işlemiyle birlikte taşıyıcı frekansının, işaretin gücünün ve/veya sembol periyodunun kestirimi ile kanal denkleştirme işlemleri gerçekleştirilir. Kullanılacak olan sınıflandırma algoritmasının türüne göre, kestirilen bu bilgilerden bir kısmına ihtiyaç duyulabilecekken bazı algoritmalarda bunlardan herhangi birine ihtiyaç duyulmaz.

Modülasyon tanıma algoritmasının girişindeki işaretin türüne göre, literatürdeki mevcut AMR algoritmalarını üç kısma ayırabiliriz:

- 1) Analog Sınıflandırma Algoritmaları: Sınıflandırma algoritması girişindeki işaretler analogdur [6-15].
- 2) Sayısal Sınıflandırma Algoritmaları: Sınıflandırma algoritması girişindeki işaretler sayısaldır [16-32],[34]-[61].
- 3) Karma Sınıflandırma Algoritmaları: Sınıflandırma algoritması girişindeki işaretler analog ya da sayısaldır [62-69].



Şekil 1.1: Otomatik modülasyon tanıma sistemi.

Modülasyon tanıma işlemine bakış açısına göre AMR algoritmaları iki ana kategoriye ayrılır: Karar Teorisine Dayalı (Decision Theory Based, DTB) Yöntemler ve İstatiksel Örüntü Tanımaya Dayalı (Statistical Pattern Recognition Based, SPRB) Yöntemler.

AMR probleminde, her modülasyonun eşit olasılıkla ortaya çıktığı varsayılır. Bu varsayımdan hareketle, karar teorisine dayalı yöntemler modülasyon sınıflandırma işlemini hipotez sınama problemi olarak ele alırlar ve problemi Bayes veya En Büyük Olabilirlik (Maximum Likelihood, ML) prensibine göre çözerler. Modüle edilmiş işarete koşullandırılmış olası işaret kümesinin sonsal dağılımlarının sınıflandırma için gereken tüm bilgiyi sağladıklarını varsayarlar. Alınan işaretin olabilirlik fonksiyonuna ait, olabilirlik oranının bir eşik değeri ile karşılaştırılması sonucu, alınan işaretin modülasyon türüne karar verilir. Bayes kuralına dayanan sınıflandırıcılar yanlış sınıflandırma olasılığını ya da ortalama amaç fonksiyonunu en küçültmeye çalıştığından istatistiksel anlamda en iyi olmalarına rağmen hesaplama karmaşıklıkları oldukça yüksektir ve gerçeklenmeleri zordur. Örneğin sayısal modülasyon türleri için sınıflandırma yaparken, veri sembolleri üzerinden ortalama almak üstel bir hesaplama yükü getirir. Bu yaklaşımın bir diğer önemli dezavantajı da faz veya frekans kayması olduğunda model uyumsuzluklarına karşı dayanıklı olmamalarıdır. Ortaya çıkan dezavantajlar sonrasında, idealin daha altında çalışan AMR algoritmaları geliştirilmeye çalışılmıştır. İşte bu noktada istatistiksel örüntü tanımaya dayalı yöntemler karşımıza çıkmaktadır. Alınan işaretten doğaçlama bir şekilde elde edilen istatistiksel öznitelikler, karar verme algoritmasında kullanılır. SPRB yöntemler istatistiksel anlamda en iyi olmasalar da, uygun bir şekilde tasarlandıklarında donanımsal olarak basitçe

uygulanabilirler ve eniyiye yakın bir başarıma sahip olurlar. SPRB yöntemler, DTB yöntemlerle kıyaslandığında, çoğu durumda işarete ilişkin çok az önsel bilgiye ihtiyaç duyarlar ya da hiç bir önsel bilgiye ihtiyaç duymazlar. Ancak SPRB yöntemler, her bir modülasyon türünün eşit olasılıklarla ortaya çıktığı varsayımını gerçekleştirmek için daha fazla sembole ihtiyaç duyarlar. Bununla birlikte, SPRB yöntemlerde farklı gürültü koşullarında, algoritmanın kendini uygun işaret gürültü oranına (Signal to Noise Ratio, SNR) ayarlayıp sınıflandırma yapması için, evrensel bir eşik ya da karar bölgesi bulmak oldukça zordur. SPRB yöntemler sınıflandırma için, görgül olarak belirlenmiş ya da deneysel olarak daha önceden bulunmuş eşik değerleri ya da karar bölgelerini kullanırlar. Bu da önemli bir dezavantaj oluşturur. Bazı SPRB sınıflandırma algoritmaları, taşıyıcı frekansı gibi bir takım modülasyon parametrelerinin hassas kestirimlerine de ihtiyaç duyarlar.

1.1. TEZİN İÇERİĞİ VE ÇALIŞMA PLANI

Bu tez çalışmasında, modüle edilmiş işaretlerin alıcıda modülasyon türünün ve seviyesinin belirlenebilmesi için zaman-frekans analizi tabanlı birkaç farklı yöntem önerilmektedir.

Genel Kısımlar bölümünde literatürde var olan otomatik modülasyon tanıma algoritmaları sınıflandırdıkları işaret türlerine göre ayrılmış ve kısaca özetlenmiştir. Sayısal sınıflandırma algoritmaları ise kendi içlerinde sınıflandırma problemine yaklaşımları açısından ikiye ayrılarak, her iki yönetime dayanan sınıflandırıcılara ilişkin mevcut çalışmalardan bahsedilmektedir.

Malzeme ve Yöntem bölümünde durağan olmayan işaretlerin hem frekans hem de zaman-frekans analizinde kullanılan yöntemlerden bahsedilmektedir. Sırasıyla Fourier Serisi Açılımı ve Fourier Dönüşümü, Gabor Açılımı ve Gabor Dönüşümü, Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü, Sürekli Wavelet Dönüşümü anlatılmaktadır. Bu tez çalışmasında kullanılan, Ayrık Evrimsel Dönüşüm ve Hilbert-Huang Dönüşümü yöntemleri ise ayrıntılarıyla yine bu bölümde anlatılmaktadır. Bölümün sonunda ise, bölüm içerisinde ayrıntılı bir şekilde anlatılan zaman-frekans analiz yöntemlerinin daha iyi anlaşılabilmesi için, zamanla değişen iki farklı işaret ele alınmakta ve bahsedilen tüm bu dönüşümlerle elde edilen zaman-frekans izgeleri iki boyutlu olarak ortaya konmaktadır.

Karşılaştırmalı olarak bu yöntemlerin avantaj ve dezavantajları özet halinde sunulmaktadır.

Bulgular bölümünde, bu tez çalışmasında farklı zaman-frekans analiz yöntemleri kullanılarak sayısal modülasyon türlerinin birbirinden ayrıştırması için geliştirilen üç farklı algoritma önerilmektedir. Önerilen ilk algoritma Evrimsel İzge üzerinden işaretlerin modülasyon türüne karar vermektedir. İkinci algoritma Hilbert-Huang Dönüşümü kullanılarak elde edilen anlık genlik ve frekans bilgisine bakarak önce işaretin modülasyon türüne ardından da modülasyon seviyesine karar vermektedir. Son olarak da, alıcıda düzgün olmayan sıkıştırılmış örneklerin var olması durumunda bir sınıflandırma algoritmasının genlik kaydırmalı modülasyon işaretlerinin modülasyon seviyesinin belirlenmesinde kullanılmaktadır.

Önerilen bu üç algoritmaların doğru sınıflandırma başarımları ayrıntılarıyla incelenmiş ve benzer yöntemlerle karşılaştırılmalı olarak ortaya konmuştur. Önerilen yöntemlerle elde edilen veriler ise Tartışma bölümünde yorumlanmaktadır. Çalışmanın devamında yapılabilecek açılımlar yine aynı bölümde sunulmaktadır.

1.2. TEZİN LİTERATÜRE KATKISI

Bu tez çalışmasında, sayısal modülasyonlu işaretlerin modülasyon türünün ve seviyesinin alıcıda belirlenebilmesi için Evrimsel İzge kullanılması fikri ilk kez önerilmektedir ve bir diğer zaman-frekans analiz yöntemi olan Wavelet Dönüşümü kullanan sınıflandırıcı ile başarımlar açısından karşılaştırılması yapılmaktadır. Ayrık Evrimsel Dönüşüm’de, Wavelet Dönüşümü’ndeki sabit uzunluklu pencere fonksiyonu yerine zamanla değişen pencere fonksiyonları kullanılmaktadır ki, bu da durağan olmayan işaretlerin analizi yapılırken son derece büyük bir üstünlük sağlamaktadır. Yapılan bilgisayar benzetimlerinde aynı modülasyon türleri ve seviyeleri için benzer gürültü koşullarında önerilen sınıflandırıcının daha iyi bir sınıflandırma yüzdesi sağladığı ortaya konmaktadır.

Literatürdeki mevcut çalışmalarda Hilbert-Huang Dönüşümü temelli sınıflandırıcılar önerilmiş ise de yapılan çalışmalarda, hem SNR = 20 dB iken bile % 100 doğru sınıflandırma başarımları elde edilemezken hem de sınıflandırıcının tasarlandığı gürültü ortamından bahsedilmemektedir. Bu tez çalışmasında, mevcut fikirlerden hareketle

Hilbert-Huang Dönüşümü kullanan sınıflandırıcı, toplamsal Gauss gürültüsü varsayımı altında modülasyonlu işaretlerin ayırt edici istatistiksel özelliklerini elde etmek için kullanılmaktadır. Ayrıca istatistiksel özelliklerin herhangi bir ek matematiksel yöntem (Singular Value Dcomposition, SVD), sınıflandırıcı (Support Vector Machine, SVM) ve eğitici (Artificial Neural Network, ANN) kullanmadan başarılı bir sınıflandırma için yeterli olduğu gösterilmektedir. Hilbert-Huang Dönüşümü'nün bir diğer tercih edilme sebebi de, önceden tanımlanmış bir taban fonksiyonuna ihtiyaç duymaması ve daha iyi zaman ya da frekans çözünürlüğü elde etmek tercihi sırasındaki belirsizlik ilkesinin sınırlamasının olmamasıdır. Hilbert-Huang Dönüşümü istenilen ölçüde aynı anda hem iyi bir zaman hem de frekans çözünürlüğü sağlamaktadır. Wavelet Dönüşümü doğrusal olmayan işaretlerin analizi için uygun bir yöntem değilken Hilbert-Huang Dönüşümü bu tür işaretler için oldukça iyi bir zaman-frekans analizi yapabilmektedir. Ayrıca yalnızca Ayrık Wavelet Dönüşümü kullanılması durumunda işaretlerden öznitelik çıkarmak mümkünken, Hilbert-Huang Dönüşümü bütünüyle işaretlerden öznitelik elde etmek için uygun bir yöntemdir.

2. GENEL KISIMLAR

Bu bölümde literatürde var olan otomatik modülasyon tanıma algoritmaları kısaca özetlenecektir.

2.1. ANALOG SINIFLANDIRMA ALGORİTMALARI

Analog haberleşme işaretleri için uygun bir olasılık dağılım fonksiyonu (Probability Density Function, PDF) bulmak hayli zor olduğundan bu tür işaretlerin sınıflandırılmasında kullanılan algoritmalar çoğunlukla istatistiksel örüntü tanımaya dayalıdır.

Y. T. Chan ve diğ. [6], Genlik Modülasyonlu (Amplitude Modulation, AM), Çift Yan Bant (Double Side Band, DSB) Modülasyonlu, Tek Yan Bant (Single Side Band, SSB) Modülasyonlu ve Frekans Modülasyonlu (Frequency Modulation, FM) işaretler için anlık genliğin varyansının, anlık genlik değerinin ortalamasının karesine oranının analitik ifadesini elde etmişlerdir. Bu çalışmada, düşük olmayan SNR koşullarında, bulunan bu oranın her bir farklı modülasyon tipi için, farklı aralıklarda çıkacağı ortaya konduktan sonra, bu modülasyon tiplerini ayırt etmek için eşik değerler tanımlanmıştır. Sınıflandırma yüzdeleri küçük SNR değerleri ($SNR \leq 7$ dB) için düşüktür.

Fabrizi ve diğ. [7] AM, FM ve Sürekli Dalga (Continuous Wave, CW) Modülasyonlu işaretlerin birbirinden ayrıştırılması için bir algoritma önermişlerdir. Merkezi anlık frekansın mutlak değeri ile işaretin zarfının tepe değerinin ortalama değerine olan oranı sınıflandırmada kullanılan öznel olarak seçilmiştir. İlk özellik, FM ve SSB işaretler ile CW ve AM işaretleri ayırmak için kullanıldıktan sonra kalan işaretler ikinci özelliğe göre sınıflandırılır. İlk özellik için eşik değeri seçimi FM işaretlerin en düşük tepe frekans saptırmasına bağlıdır. CW ve AM işaretleri FM ve SSB işaretlerden ayırmak için yüksek SNR değerlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Makul sonuçlar ancak 35 dB'nin üzerinde elde edilmektedir.

Nagy [8]; AM, DSB, SSB, FM, CW Modülasyonlu işaretler ile gürültü işaretini birbirinden ayırmak için bir modülasyon tanıma algoritması önermiştir. [6]'da

kullanılan özniteliğin yanında, anlık frekansın varyansının, örnekleme zamanının karesine düzgelenmiş hali ile anlık frekansın ortalama değeri de öznitelik olarak kullanılmıştır. $SNR > 15$ dB için yüksek doğrulukla sınıflandırma yapılabilir. SNR > 15 dB için yüksek doğrulukla sınıflandırma yapılabilir.

Jovanovic ve diğ. [9] düşük modülasyon derinlikli AM işareti ile CW işaretleri birbirinden ayırmak için, karmaşık olan zarfın evreiçi bileşenin varyansının, kuadratür bileşene oranını kullanmıştır. Bu algoritmanın, düşük SNR değerlerinde iyi bir sınıflandırma performansı gösterdiği belirtilmiştir.

Al-Jalili [10], merkezi anlık frekans, SSB işaretlerin ayrıştırılması için kullanmıştır. Bu çalışmada, pozitif ani yükselişlerin, negatif ani yükselişlere oranı ayırt edici özellik olarak kullanılmıştır. Alt Yan Bant (Lower Side Band, LSB) modülasyonlu işaretlerin merkezi anlık frekansındaki pozitif ani yükselişlerin, negatif ani yükselişlerden Üst Yan Bant (Upper Side Band, USB) modülasyonlu işaretlerinkine oranla daha fazla olduğunu göstermiştir. Genel bir eşik değeri belirlenmiş ve $SNR > 0$ dB için sınıflandırma başarımının yüksek olduğu gösterilmiştir.

Nandi ve Azzouz [11]; AM, DSB, SSB, LSB, USB, Artık Yan Bant Modülasyonu (Vestigal Side Band, VSB) ve AM-FM birleşimi işaretleri ayırt etmek için dört farklı öznitelik belirlemiştir. İlk öznitelik γ_{max} , işaretin düzgelenmiş merkezi anlık genlik değerinin kestirilmiş güç izge yoğunluğunun (Power Spectral Density, PSD) en büyük değeridir. İkinci öznitelik σ_{ap} , mutlak merkezi anlık fazın standart sapmasıdır. Üçüncü öznitelik ise σ_{dp} , merkezi anlık fazın standart sapmasıdır. σ_{ap} ve σ_{dp} hesaplanırken anlık genlik değerleri belirli bir eşiğin altında kalan, anlık faz değerleri dahil edilmemiştir. Son öznitelik ise alınan işaretinin gücüyle ilgili olan ve $P = |P_L - P_U| / |P_L + P_U|$ ile tanımlanan bir parametredir. Burada P_L alınan işaretin 0 Hz frekansından taşıyıcı frekansı olan f_c 'ye kadarki gücüdür. P_U ise işaretin f_c frekansı ile $2f_c$ frekansı arasındaki gücüdür. Kullanılan öznitelikler anlamlı olmalarına rağmen pek güvenilir değildirler.

Druckmann ve diğ. [12] alınan işaretin anlık genliğinden elde edilmiş dört farklı öznitelik kullanarak AM, DSB, SSB ve FM Modülasyonlu işaretlerin ayrıştırılmasına çalışmışlardır. Önerilen AMR algoritmasının, tek öznitelik kullanılırken $SNR > 10$ dB

için, diğer tüm özneliklerin beraber kullanıldığı yönteme göre daha kötü çalıştığı ortaya konmuştur.

Seaman ve Braun [13]; AM, DSB, SSB, CW işaretlerin ve gürültü işaretlerinin dönemli durağanlığını incelemişlerdir. Alınan işaretin kestirilmiş çevrimsel izgesel yoğunluğu işaretlerin sınıflandırılmasında kullanılmıştır. Çeşitli çevrimsel izgesel yoğunluğu örüntüleri çizilmiştir. Bu örüntülerin gözle görülmesi kolayken bir makinanın bunu algılaması oldukça zordur. Algoritmanın nasıl gerçekleşeceği açıklanmamıştır.

Waller ve Brushe [14]; FM ve Faz Modülasyonlu (Phase Modulation, PM) işaretlerin ayrıştırılması için bir algoritma önermişlerdir. İlk olarak alınan FM ve PM işaretler demodüle edilir ardından tekrar modüle edilir. Son olarak tekrar modüle edilen bu dört işaret, alınan işaretle ilintilendirilir. Modülasyon sınıflandırma, ilinti tepelerinin örüntüsüne göre yapılır. Bu yöntemin tek dezavantajı, taşıyıcı frekansının önceden mutlak suretle biliniyor olmak zorunda olmasıdır. Başarım analizi yapılmamıştır.

Taira ve Murakami [15]; alınan işaretin anlık genlik değerlerinin istatistiklerini FM, PM ve Frekans Kaydırmalı Anahtarlama (Frequency Shift Keying, FSK) gibi üstel olarak modüle edilmiş işaretlerin, AM, DSB ve SSB modülasyonu gibi doğrusal modülasyon türlerinden ayırt edilebilmesi için kullanmışlardır. Üstel fonksiyon olarak tanımlanan işaretlerin, anlık frekans yoğunluk özelliği, analog ve sayısal işaretlerin ayrıştırılması için kullanılır. Doğrusal modülasyon türleri için de [6]'daki özellik analog işaretlerinin kendi içlerinde ayrıştırılması için kullanılır. Fakat burada anlık genlik değerleri ortalama değerlerine düzelenmemiştir.

Analog işaretlerin sınıflandırılması için kullanılan, yukarıda bahsi geçen algoritmaların en büyük kısıtlarından biri, ilgilendikleri modülasyon türlerinin sınırlı olmasıdır. Bir diğer önemli kısıt ise, öznelik eşiklerinin ya da karar verme bölgelerinin deneysel olarak elde edilmiş olmasıdır. Modülasyon türlerine ait özneliklerin karşılaştırıldığı bu eşik değerler ve türlere karar verilen öznelik bölgeleri farklı gürültü koşullarında ve işaretin modülasyon parametreleri değiştiğinde farklı değerler alabilmektedir. Yapılması gereken her gürültü ve modülasyon parametresi durumunda yüksek başarımla sınıflandırılma yapılmasına olanak tanıyan bu değerlerin evrensel teorik bir değer olarak tanımlanmasıdır.

2.2. SAYISAL SINIFLANDIRMA ALGORİTMALARI

Modern telsiz haberleşme sistemlerinde, klasik haberleşme sistemlerinde kullanılan AM, FM, PM gibi geleneksel modülasyon teknikleri yerini, sayısal sistemlerdeki sayısal modülasyon türlerine bırakmıştır. Sayısal modülasyon teknikleri klasik analog modülasyon türlerine göre bir takım üstünlükler sunmaktadır:

- Sayısal modülasyon türlerinin izgesel verimi daha yüksektir,
- Ses, görüntü ve veri gibi farklı bilgi türlerinin aynı anda iletilmesine olanak tanır,
- Sayısal modülasyonlu işaretlerin gürültü performansı daha iyidir, gürültüden daha az etkilenirler,
- Sayısal modülasyonlu işaretler kanal bozulmalarına karşı daha dayanıklıdır,
- Sayısal modülasyonlu sistemlerin hata düzeltme ve veri şifreleme başarımları oldukça yüksektir.

Yukarıdaki sebeplerden dolayı sayısal modülasyonlu işaretlerin sınıflandırılması için yapılan çalışmaların sayısı, analog işaretlerin sınıflandırılması için yapılan çalışmaların sayısından oldukça fazladır. Sayısal işaretlerin olasılık yoğunluk fonksiyonlarının önceden bilindiğinin ve işaretlerin eşit olasılıkla özdeş bağımsız dağılımlı oldukları varsayılması sebebiyle, sınıflandırmada hem karar teorisine dayalı yöntemler hem de istatistiksel örüntü tanımaya yönelik yöntemler kullanılabilir.

2.2.1. Karar Teorisine Dayalı Yöntemler

Daha önce de belirtildiği gibi karar teorisine dayanan yöntemlerin uygulanması sonucu geliştirilen sınıflandırma algoritmalarının gerçekleşmesi, ağır bir işlem yükü gerektirmektedir. Olabilirlik fonksiyonlarının ve oranlarının daha da basitleştirilmesiyle eniyiye yakın çözümler aranmıştır. Bir diğer önemli sorun da işarete ilişkin taşıyıcı fazı veya saat farkı gibi bir takım parametrelerin önceden bilinmesi gerektiğidir. Bahsedilen problemin çözümü için bir kaç farklı yöntem önerilmiştir.

Bilinmeyen parametre probleminin çözümü için önerilen ilk yöntemde, parametrelerin rastgele değişkenler olduğu varsayılmış ve olabilirlik fonksiyonlarının, her bir hipotez altında ($LF(R|H_i)$) bu rastgele değişkenlere göre ortalaması alınmıştır. Bu yöntemin adı

Ortalama Olabilirlik Oranı Testi (Average Likelihood Ratio Test, ALRT)'dir [17-23]. Her bir hipotez altındaki ortalaması alınmış olabilirlik fonksiyonları, alınan işaretin modülasyon türünü belirlemek için kullanılır. Karar çıktısı olan D , $D = \arg \max_i E[LF(R|H_i)]$ şeklinde bulunur. Burada H_i i. hipotez, R alınan işaret $E[.]$ ise istatistiksel ortalamayı göstermektedir.

Önerilen bir diğer yöntemde ise bilinmeyen parametrelerin gerekirci olduğu varsayılmış ve alınan işaretten bu parametreler kestirilmeye çalışılmıştır. Bahsedilen yöntem, Genelleştirilmiş Olabilirlik Oranı Testi (Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT) [24-26] olarak adlandırılır.

Son olarak önerilen çözüm, gerekirci parametrelerin bulunması için GLRT'nin, rastgele parametrelerin bulunması için de ALRT'nin uygulandığı, Karma Olabilirlik Oranı Testi (Hybrid Likelihood Ratio Test, HLRT) [24], [27-31] yöntemidir. ALRT ve GLRT yöntemlerinin ağır işlem yükünü azaltmak için, Sözde Ortalama Olabilirlik Oranı Testi [31] (Quasi Average Likelihood Ratio Test, Q-ALRT) ve Sözde Karma Olabilirlik Oranı Testi [31] (Quasi Hybrid Likelihood Ratio Test, Q-HLRT) gibi yöntemler de önerilmiştir. Bu iki yöntemdeki ortak fikir, bilinmeyen parametrelerin sonsal dağılımını belirlemek için gereken yoğun integral işlemlerini azaltmaktır.

Yukarıda bahsi geçen yöntemleri kullanarak modülasyon türü sınıflandırılmasının yapıldığı çalışmalar Tablo 2.1'de özetlenmiştir [31], [33].

2.2.2. İstatistiksel Örüntü Tanımaya Yönelik Yöntemler

İstatistiksel Örüntü Tanımaya Yönelik Yöntemlerde, alınan modüle edilmiş işaretten bir takım ayırt edici öznitelikler çıkarılır ve elde edilen bu öznitelikler işaretin modülasyon türünün belirlenmesinde kullanılır. Modülasyon sınıflandırmada sıklıkla kullanılan özniteliklerden bazıları şunlardır:

- İşarete ait yüksek dereceli istatistikler (moment, kümülant, çevrimsel kümülant),
- İşaretin çevrimli-durağanlık özellikleri,
- Wavelet Dönüşümü (Wavelet Transform, WT)'yle elde edilen öznitelikler,
- İzgesel istatistikler,

- Sıfır-Geçiş (Zero-Crossing, ZC) karakteristiği.

Yukarıda bahsi geçen yöntemleri kullanarak modülasyon sınıflandırmasının yapıldığı çalışmalar Tablo 2.2 ve Tablo 2.3'te özetlenmiştir [31], [33].

SPRB yöntemlerin fiziksel olarak gerçekleşmesi kolay ve daha az maliyetli olmasına rağmen modülasyon sınıflandırması için en uygun çözüm değildirler. Optimal bir çözüm sunmamalarına rağmen uygun bir tasarımla, alınan işarete dair herhangi bir önsel bilgiye ihtiyaç duymaksızın ya da işarete ilişkin çok az bir bilgiyle alınan işaretin modülasyon türüne kolayca karar verebilirler.

Tablo 2.1: Karar teorisine dayalı yöntemler için literatür özeti.

<i>Yazarlar</i>	<i>Sınıflandırıcı</i>	<i>Sınıflandırılan Modülasyon Türleri</i>	<i>Bilinmeyen Parametreler</i>	<i>Kanal Türü</i>
Sills [16]	ALRT	BPSK, QPSK, 16QAM, V29, 32QAM, 64QAM	Taşıyıcı fazı	AWGN
Wei ve Mendel [17]	ALRT	16QAM, V29	-	AWGN
Kim ve Polydoros [18], [19]	Q-ALRT	BPSK, QPSK	Taşıyıcı fazı	AWGN
Huang ve Polydoros [20]	Q-ALRT	UW, BPSK, QPSK 8PSK, 16PSK	Taşıyıcı fazı	AWGN
Sapiano ve Martin [21]	ALRT	UW, BPSK, QPSK 8PSK	-	AWGN
Long ve diğ. [22]	Q-ALRT	16PSK, 16QAM, V29	Taşıyıcı fazı	AWGN
Hong ve Ho [23]	ALRT	BPSK, QPSK	İşaret seviyesi	AWGN
Beidas ve Weber [32]	ALRT Q-ALRT	32FSK, 64FSK	Faz seçirmesi	AWGN
Beidas ve Weber [34], [35]	ALRT Q-ALRT	32FSK, 64FSK	Faz seçirmesi Zamanlama kayması	AWGN
Panagiotu ve diğ. [24]	GLRT HLRT	16PSK, 16QAM, V29	Taşıyıcı fazı	AWGN
Chugg ve diğ [27]	HLRT	BPSK, QPSK, OQPSK	Taşıyıcı fazı, İşaretin gücü, Gürültünün PSD'si	AWGN
Hong ve Ho [28]	HLRT	BPSK, QPSK	Geliş açısı	AWGN
Dobre ve diğ [29]	HLRT	BPSK, QPSK, 8PSK 16PSK, 16QAM, 64QAM	Kanal genliği ve fazı	Düz Sönümleme
Abdi ve diğ. [36]	ALRT Q-HLRT	16QAM, 32QAM, 64QAM	Kanal genliği ve fazı	Düz Sönümleme
Li ve diğ. [37]	Q-HLRT	4QAM, 16QAM, 64QAM	Faz kayması	AWGN

Tablo 2.2: İstatiksel örüntü tanımaya yönelik yöntemler için literatür özeti-1.

<i>Yazarlar</i>	<i>Öznitelikler</i>	<i>Sınıflandırılan Modülasyon Türleri</i>	<i>Bilinmeyen Parametreler</i>	<i>Kanal Türü</i>
Azzouz ve Nandi [4]	Düzgelenmiş merkezi genliğin maksimum PSD'si, Düzgelenmiş merkezi genliğin, fazın ve frekansın standart sapması	2ASK, 4ASK BPSK, QPSK 2FSK, 4FSK	-	AWGN
Soliman ve Hsue [38], [39]	ZC aralığı dizisinin varyansı ve histogramı, faz farkı	UW, BPSK, QPSK 8PSK, BFSK, 4FSK, 8FSK	-	AWGN
Soliman Hsue Yang Liu[40]-[42]	Fazın PDF'i	UW, BPSK QPSK, 8PSK	-	AWGN
Yang Soliman ve Hsue [43]-[45]	Fazın istatistiksel momentleri	UW, BPSK QPSK, 8PSK	-	AWGN
Sapiano ve diğ. [46]	Fazın PDF'inin Ayrık Fourier Dönüşümü	UW, BPSK QPSK, 8PSK	-	AWGN
Ho ve diğ. [47], [48]	HWT'nin genliği, genliğin varyansı, tepe genlik histogramı	BPSK, QPSK 8PSK, 2FSK 4FSK, 8FSK CP2FSK, CP4FSK CP8FSK, MSK	-	AWGN
Hong ve Ho [49]	HWT'nin genliği, genliğin varyansı, düzgelenmiş HWT genliği	QPSK, 4FSK 16QAM	-	AWGN
Swami ve Sadler [50]	İşaretin 4. Dereceden düzgelenmiş kümülanı	BPSK, 4ASK, 16QAM, 8PSK, V32 V29, V29c	Taşıyıcı fazı, frekansı (DF), zamanlama hatası	AWGN, dürtün gürültüsü, ortak kanal girişimi
Swami ve diğ. [51]	İşaretin 4. Dereceden düzgelenmiş kümülanı ve amaç fonksiyonu	BPSK, 4ASK, QPSK 16QAM, V29, V32, 64QAM	-	Frekans Seçici Kanal

Tablo 2.3: İstatiksel örüntü tanımayla yönelik yöntemler için literatür özeti-2.

<i>Yazarlar</i>	<i>Özellikler</i>	<i>Sınıflandırılan Modülasyon Türleri</i>	<i>Bilinmeyen Parametreler</i>	<i>Kanal Türü</i>
Martret ve Boiteau [52]	İşaretin 2. Ve 4. Dereceden momenti	QPSK, 16QAM	-	AWGN
Marchand ve diğ. al. [53], [54]	2. Ve 4. Dereceden çevrimsel kümülanı	QPSK, 16QAM, 64QAM	-	AWGN
Spooner ve diğ. [55]-[57]	İşaretin 2, 4. Ve 6. Dereceden çevrimsel kümülanı	MSK, QPSK, BPSK, 8PSK, 8QAM, QPSK, 16QAM, 64QAM, V29	Frekans Kayıklığı, EBW, sembol periyodu, işaretin genliği	AWGN, ortak kanal girişimi
Dobre ve diğ. [58]	İşaretin 8. dereceden çevrimsel kümülanı	8PSK, 4ASK, 8ASK, 16QAM, 64QAM, 256QAM	-	AWGN
Dobre ve diğ. [59]	İşaretin 2., 4. ve 6. Dereceden çevrimsel kümülanı	4QAM, 16QAM	Taşıyıcı fazı, faz seçirmesi, Frekans kayıklığı	AWGN, dürtün gürültüsü
Dobre ve diğ. [60]	Selection combiner çıkışındaki İşaretin 8. dereceden çevrimsel kümülanı	4ASK, 8ASK, BPSK, QPSK, 16QAM, 32QAM, 64QAM	-	Rayleigh ve Ricean Sönümlemeli Kanallar
Yu ve diğ. [61]	İşaretin ayrık Fourier Dönüşümü	2FSK, 4FSK, 8FSK, 16FSK, 32FSK	-	AWGN

2.3. KARMA SINIFLANDIRMA ALGORİTMALARI

Gerçek haberleşme uygulamalarında, alıcıdaki işaretin türü analog ya da sayısal olabilir. Daha önce bahsedilen yöntemlerin tümü alınan işaretin türünün sayısal ya da analog olduğunun bilindiği varsayımı üzerine kurulmuştur. Fakat haberleşme işaretlerinin

sayısı ve çeşidi düşünülecek olunursa, pratikte tüm bu işaret türlerinin modülasyon türünü aynı anda belirleyebilecek algoritmalara ihtiyaç duyulmaktadır.

Daha önce de bahsedildiği gibi analog işaretler için evrensel bir PDF bulmak zor olduğundan, karma sınıflandırma algoritmaları yine SPRB algoritmalarıdır. Bu sebeple bu algoritmalar Bölüm 2.2.2'deki avantajlara ve dezavantajlara sahiplerdir. Eğitime dayalı algoritmalar olduklarından, modülasyon parametreleri, eğitim parametrelerine ne ölçüde yakınsa, bu sınıflandırma algoritmalarının başarımları da o derece iyidir.

Hipp [62]; CW, Kesintili CW, AM, DSB, SSB, FM, İkili PSK, FSK ve gürültü işaretini birbirlerinden ayırmak için bir AMR algoritması geliştirmiştir. Alınan işaretin fazının istatistiksel momentleri, frekansı ve spektrumu sınıflandırma için öznitelik olarak kullanılmıştır. Özniteliklerin dağılımı çok değişkenli ortak Gauss değişkenler olarak modellenmiş ve ortalama matrisiyle kovaryans matrisi her bir modülasyon türü için, eğitime veri setinden elde edilmiştir. Sınıflandırma işlemi En Büyük Olabilirlik ilkesine dayanmaktadır. Bu çalışmadaki sınıflandırma başarımları ise $SNR = 10$ dB için bile yeterince tatmin edici değildir (SSB için yaklaşık %78).

Martin [63]; CW, AM, SSB, FM, Var-yok İletim (On-off keying, OOK) ve FSK işaretlerinin ayrıştırılması için alınan işaretin anlık genliğin histogramından, işaretin PSD'sinden ve Kısa zamanlı Fourier Dönüşümü'nden (Short-Time Fourier Transform, STFT) yararlanarak bir algoritma geliştirmiştir. FM işaretleri hariç diğer tüm modülasyon türlerinin sınıflandırma başarımlarının %90'ın üzerinde olduğu belirtilse de, başarımların analizinin yapıldığı gürültü koşulundan bu çalışmada bahsedilmemiştir ve ayrıca sınıflandırma işlemi için önceden bir eğitim yapılması şarttır.

Azzouz ve Nandi [4], [64], [65]; bir takım analog ve sayısal modülasyonlu işaretleri birbirinden ayırtmak ve sınıflandırmak için çeşitli algoritmalar geliştirmişlerdir. Daha önceki çalışmalarında kullandıkları özniteliklerin yanında düzgelenmiş merkezi anlık genliğin standart sapması, düzgelenmiş anlık genliğin kurtosisi ve düzgelenmiş anlık frekansın kurtosisi gibi yeni öznitelikler kullanmışlardır. Sınıflandırma, bir karar ağacı boyunca özniteliklerin önceden belirlenmiş eşik değerleri ile karşılaştırılmasıyla gerçekleştirilir. Bu yöntemle AM, DSB, LSB, USB, FM, VSB, AM-FM, 2ASK, 4ASK, 2PSK, 4PSK, 2FSK ve 4FSK modülasyonlu işaretlerin sınıflandırılması

gerçekleştirilmiştir. Azzouz ve Nandi'nin analog ve sayısal işaretlerin sınıflandırmasını yapan çalışmaları birçok araştırmacı için referans olmuştur. Onların tanımladığı istatistiksel öznitelikler birçok farklı modülasyon türünün birbirinden ayrıştırılmasında kullanılmıştır.

Yuan ve diğ. [66]; Wavelet Dönüşümü ve örüntü tanıma yöntemlerini kullanarak AM, DSB, USB, LSB, CW, AM-FM, FM analog işaretleri ile 2ASK, 4ASK, 2FSK, 4FSK, 2PSK, 4PSK ve 16QAM (Dördün Genlik Modülasyonu, Quadrature Amplitude Modulation) sayısal modülasyonlu işaretleri birbirinden ayırt etmişlerdir. WT, alınan işaretin sembol hızını kestirmek için kullanılmış ve sembol hızı yardımıyla analog işaretler sayısal işaretlerden ayrıştırılmıştır. Analog ve sayısal işaretler için bulunan öznitelikler önceden belirlenmiş eşik değerlerle karşılaştırılarak alınan işaretin modülasyon türüne karar verilmiştir. Bu çalışmada, $SNR > 15$ dB için başarılı bir ayrıştırma ve sınıflandırma performansı elde edilmiştir.

Dobre ve diğ. [67] temel bant işaretlerden elde edilen beş farklı özneliği kullanarak ikili karar ağacına dayanan bir yöntemle, AM, DSB, USB, LSB, İkili Faz Kaydırmalı (binary phase shift keying, BPSK), Dördün Faz Kaydırmalı, (Quadrature Phase Shift Keying, QPSK), 8PSK, 16QAM ve 32QAM modülasyonlu işaretleri birbirinden ayırtmışlardır. Bu çalışmada, AWGN gürültü durumunda $SNR = 2$ dB için bile %100 doğru sınıflandırma başarımı elde edilmiştir.

Kitchen [68] alınan işaretin hesaplanan PSD'sinin daha önceden hesaplanmış PSD değerleri ile ilişkisini ML ölçütüne göre değerlendirip, çeşitli analog ve sayısal işaretlerin sınıflandırmasını yapmıştır. Model parametreleri (sembol hızı, darbe biçimlendirme fonksiyonu, aşan bant genişliği vb.) değiştiğinde önceden hesaplanan PSD değerleri değişeceğinden önerilen yöntem model uyumsuzluklarına duyarlıdır ve kör bir ortamda kullanılabilmesi pek mümkün değildir.

Dobre ve diğ. [69], bir başka çalışmalarında taşıyıcı fazı, frekans sapması, işaret ya da gürültü gücünü kestirmeye gerek kalmadan işaretlerin çevrimli durağanlık özelliğini kullanarak ikili karar ağacı temelli bir sınıflandırma algoritması geliştirmişlerdir. Geliştirilen bu algoritmayla AM, DSB, SSB, MPSK ve MQAM işaretler yüksek başarımla AWGN gürültüsü altında sınıflandırılmıştır.

Yukarıda bahsi geçen tüm bu çalışmaların dışında, analog ve sayısal işaretlerin otomatik olarak birbirinden ayrıştırılması ve kendi içlerinde sınıflandırılması için, temeli Azzouz ve Nandi'nin [4], [64], [65] çalışmalarında buldukları özniteliklere dayanan ve sınıflandırma için yapay sinir ağları [70], destek vektör makinalarını [71] kullanan çeşitli algoritmalar da geliştirilmiştir.

Otomatik modülasyon tanıma algoritmaları alanındaki çalışmalar son zamanlarda çoklu giriş ve çoklu çıkış sistemler (Multiple Input Multiple Output, MIMO) ve bu sistemlerde kullanılan Dikgen Frekans Bölmeli Çoğullama modülasyonlu (Orthogonal Frequency-Division Multiplexing, OFDM) sistemler üzerinde yoğunlaşmıştır [72-74]. Bu çalışmalarda çoğunlukla işaretlerin kümülanlarından ve çevrimli durağanlık özelliklerinden yararlanarak elde edilen istatistiksel örüntülere dayalı sınıflandırıcılar kullanılmaktadır.

3. MALZEME VE YÖNTEM

Fiziksel ya da biyolojik bir sürecin çıktısı olan işaretler iki ana gruba ayrılırlar: *gerekirci* (rastgele olmayan) ve *rastgele* işaretler. Eğer bir işaretin tüm t zaman anlarında alacağı değerler önceden bilenebiliyorsa, bu işaret *gerekirci* bir işarettir. Eğer işaretin herhangi bir t zaman anında alacağı değer önceden bilinmiyor fakat işaretin alacağı değerler belirli iki değer arasında kalma olasılığı bilinebiliyorsa bu işaretlere *rastgele* işaret denir. Gerekirci işaretlerin geçmişteki, şimdiki ve gelecekteki değerleri kesin bir matematiksel bağlantı ile ifade edilebiliyorken, rastgele işaretler için kesin bir matematiksel bağlantıdan söz edilemez. Fakat rastgele değişkenleri ifade etmek için kullanılan olasılık yoğunluk işlevleri yardımıyla işaretlere ilişkin ortalama değer, karesel ortalama değer vb. gibi istatistiksel büyüklükler kolaylıkla hesaplanabilir.

Rastgele işaretler kendi içlerinde, *durağan* ve *durağan olmayan işaretler* olmak üzere iki alt gruba ayrılmaktadır. Rastgele işaretin, istatistiksel özellikleri zaman değişkeninden bağımsızsa, yani bir diğer ifade ile işaretin tüm istatistiksel özellikleri her bir t zaman anında aynı kalmakta ise bu tür rastgele işaretlere, *durağan rastgele işaretler* denir. *Durağan olmayan rastgele işaretler* ise işaretin istatistiksel özelliklerinin zamanla değiştiği işaretlerdir.

Gerekirci ya da rastgele işaretleri matematiksel olarak ifade ederken iki klasik yaklaşım vardır. Bunlardan ilki, x herhangi bir işaret olmak üzere, zaman alanında gösterim $x(t)$, diğeri de frekans alanında gösterimdir $X(f)$. Burada, t işaretin zamanla değişimini gösterirken f ise işaretin frekansla değişimini göstermektedir. Zaman gösteriminden frekans gösterimine geçerken, işaretin zaman gösterimindeki değerleri üzerinden ortalaması alınır. Benzer şekilde, zaman gösterimi de işaretin tüm frekans değerleri üzerinden ortalaması cinsinden ifade edilebilir. Herhangi bir $x(t)$ işaretinin frekans alanında gösterimi en basit şekilde Fourier Dönüşümü [75] ile ifade edilir.

3.1. FOURIER SERİSİ AÇILIMI VE FOURIER DÖNÜŞÜMÜ

Joseph Fourier herhangi bir periyodik işaretin, farklı frekans ve genliklerdeki sinüs dalgalarının birleşimi şeklinde ifade edilebileceğini ortaya koymuştur [75]. Periyodik işaretlerin bu şekilde gösterimine *Fourier Serisi Açılımı* denir. Bu gösterimde işaretler, temel bir frekans ve onun harmonik frekanslarının farklı katsayılarla ağırlıklandırılmış halinin, doğrusal birleşimi şeklinde ifade edilir. Fourier analizinde işaret kendisini oluşturan farklı frekans bileşenlerine ayrılırken, her bir frekans bileşeninin gücü de hesaplanmış olur. T_0 ile periyodik gerçel değerli bir $x(t)$ işaretinin Fourier Serisi Açılımı şu şekildedir:

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k e^{j\frac{2\pi kt}{T_0}}. \quad (3.1)$$

Fourier katsayısı olarak tanımlanan c_k ise aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$c_k = \frac{1}{T_0} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} x(t) e^{-j\frac{2\pi kt}{T_0}} dt. \quad (3.2)$$

Fourier Dönüşümü (Fourier Transform, FT), periyodik olmayan işaretlerin, (işaretin periyodu $T_0 = \infty$ olarak düşünülür) $(-\infty, \infty)$ aralığında Fourier Serisi Açılımı'ndaki Fourier katsayılarını hesaplayan bir dönüşümdür.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt. \quad (3.3a)$$

$$X(\Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j\Omega t} dt. \quad (3.3b)$$

$X(f)$ işareti, karmaşık ve periyodik bir işarettir. Eğer $x(t)$ işareti durağan parçacıklardan oluşuyorsa, Fourier Dönüşümü sonucunda oldukça doğru bir frekans gösterimi elde edilir. $x(t)$ işareti, aşağıdaki eşitlik yardımıyla Fourier Dönüşümü'nden tekrar geri elde edilebilir.

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(f) e^{j2\pi ft} df. \quad (3.4)$$

Fourier Dönüşümü, işaretlerin frekans içerikleri hakkında yeterli bilgiyi verir, fakat belirli bir frekans bileşeninin hangi t zaman anında ortaya çıktığına dair açık bir bilgi

içermez. İşaretin frekans bileşenlerinin ortaya çıkış anının bilgisi, işaretin fazında saklıdır. Fourier Dönüşümü'nde frekans bilgisi, tüm zaman anlarındaki frekans değerlerinin ortalaması alınarak hesaplanmaktadır. Böylelikle frekans bileşenlerine ait zaman bilgisi kaybolmaktadır. İşaretin frekans bilgisinin, bileşenlerin ortaya çıkış anlarıyla birlikte elde edilmesi için, zaman-frekans (ZF) birleşik dağılımına $x(t, f)$ ihtiyaç duyulur. İşaretlerin zaman bölgesi ve frekans bölgesi gösterimleri dışında bir üçüncü kavram olarak zaman-frekans alanı gösterimi ortaya atılmıştır [76]. Zaman-frekans alanı gösterimi, işaretlerin iki boyutlu olarak zaman-frekans içeriğini gösterir.

3.2. GABOR AÇILIMI VE GABOR DÖNÜŞÜMÜ

Bir işareti ayrı ayrı zamanın ya da frekansın bir fonksiyonu olarak ifade etmek yerine 1946 yılında Gabor, işareti zaman ve frekans düzlemindeki koordinatlarla 2 boyutlu olarak ifade etmeyi önermiştir [77]. Gabor, ZF düzleminde mümkün olan en küçük alanı kaplayan temel işaretler yardımıyla, herhangi bir sürekli zamanlı işaretin zaman-frekans analizinin yapılabileceğini öne sürmüştür. Buna göre, sürekli zamanlı bir $x(t)$ işaretinin Gabor Açılımı aşağıdaki gibidir:

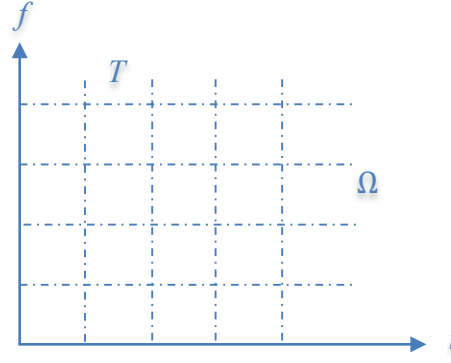
$$\begin{aligned} x(t) &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} C_{m,n} h_{m,n}(t), \\ &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} C_{m,n} h(t - mT) e^{-j\Omega n t}. \end{aligned} \quad (3.5)$$

Burada, $C_{m,n}$ Gabor katsayılarını, T ve Ω da sırasıyla, zaman ve frekanstaki örnekleme adımlarının boyunu göstermektedir (bkz. Şekil 3.1). Gabor, özgün çalışmasında $h(t)$ pencere fonksiyonunu Gauss fonksiyonu olarak seçmiştir. Seçilen Gauss penceresi, α Gauss fonksiyonunun varyansı olmak üzere şu şekildedir:

$$h(t) = \left(\frac{\alpha}{\pi}\right)^{1/4} e^{\left\{-\frac{\alpha}{2}t^2\right\}}. \quad (3.6)$$

Gabor, çalışmasında yalnızca Gauss fonksiyonunu pencere olarak kullanmış olsa da keyfi olarak seçilmiş bir fonksiyonun, zamanda ötelenmiş ve harmonik modülasyonlu hali pencere fonksiyonu olarak da kullanılabilir. Ancak seçilen pencerenin aşağıdaki koşulu sağlaması gerekmektedir:

$$T\Omega \leq 2\pi. \quad (3.7)$$



Şekil 3.1: Gabor ölçekleme adımları.

Gabor, çalışmasında Gabor katsayılarının hesaplanması için bir yöntem önermişse de, önerilen bu çözüm pek pratik değildir. Bu sebeple Gabor Açılımı'yla ilgili çalışmalar bir süre sınırlı kalmıştır. Bastiaans, örneklenmiş Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü yardımıyla Gabor katsayılarının hesaplanabileceğini önermiştir [78].

Gabor temel fonksiyonları olan $h_{m,n}(t)$ matematiksel anlamda tam ise, öyle bir ikili fonksiyon $\gamma(t)$ mevcuttur ki, bu ikili fonksiyonun, işaretle basit bir iç çarpımı işlemiyle Gabor katsayıları hesaplanabilir.

$$C_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \gamma_{m,n}^*(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \gamma^*(t - mT) e^{-j\Omega n t} dt. \quad (3.8)$$

Eşitlik 3.8 ile gösterilen ifade *Gabor Dönüşümü* olarak adlandırılır.

3.3. KISA ZAMANLI FOURIER DÖNÜŞÜMÜ

Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (Short Time Fourier Transform, STFT)'nin altında yatan temel düşünce pencereleme yöntemiyle, durağan olmayan işaretleri, işaretin durağan olduğu küçük zaman parçalarına ayırmak ve bu zaman parçacıklarındaki karakteristiğini yani frekanslarını belirlemeye çalışmaktır [75]. Bir sonraki adımda, analiz edilen bu küçük parçalar yardımıyla tüm işaretin zaman-frekans izgesi elde edilir. STFT'de bir $x(t)$ işareti üzerinde $h(t)$ penceresinin kaydırılması sonucunda, işaretin frekans bileşenleri zamanda yerleştirilir ve ardından Fourier Dönüşümü hesaplanır:

$$x_{STFT}(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) h^*(\tau - t) e^{-j2\pi f \tau} d\tau. \quad (3.9)$$

$h(t)$ pencere fonksiyonları tanımlı oldukları alanın dışında sıfır değerini alan, Hanning penceresi, dikdörtgen pencere, Bartlett penceresi gibi çeşitli türlerde olabilir. Bir önceki alt başlıkta anlatılan Gabor Dönüşümü, STFT'nin pencere fonksiyonu olarak Gauss

penceresini kullanan özel bir türüdür [77]. Yukarıdaki ifadede de anlaşılaçağı gibi STFT aynı zamanda, işaretin aşağıdaki taban fonksiyonuna izdüşümü gibi düşünülebilir.

$$\{h(\tau - t)e^{-j2\pi f\tau}\}_{(t,f) \in \mathbb{R}^2}. \quad (3.10)$$

Taban fonksiyonları, $h(t)$ pencere fonksiyonun ters çevrilmiş ve modüle edilmiş halleri olduğundan, zaman-frekans düzleminde farklı noktalarda konumlanmaktadır. Pencere boyunun kısa seçilmesi, iyi bir zaman çözünürlüğü sağlarken, uzun pencere seçilmesi ise frekanstaki çözünürlüğün daha iyi olmasına neden olur. Aynı anda hem zamanda hem de frekansta mükemmel bir çözünürlük elde etmek mümkün değildir, bu duruma Heisenberg belirsizlik ilkesi [76] denir.

$x(t)$ işaretinin STFT'sinin genliğinin karesiyle tanımlanan enerji yoğunluğu ya da spektrogramı aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$SP_{x_{STFT}(t,f)} = |x_{STFT}(t,f)|^2. \quad (3.11)$$

Spektrogram, işaretin enerjisinin ZF düzleminde nasıl dağıldığını gösterir.

STFT'de pencere boyunu kısaltmak zaman çözünürlüğünü arttırırken, ne yazık ki hesaplama yükünü de istenmeyen bir şekilde arttırmaktadır. İyi bir zaman mı, yoksa iyi bir frekans çözünürlüğü mü istendiğine karar verildikten sonra, seçilen pencerenin boyu tüm ZF düzlemi boyunca sabit kalmak zorundadır, bu da STFT yönteminin en önemli kısıtıdır. İncelenen işaret, uzun süreli düşük frekans bileşenleri ile kısa süreli yüksek frekans bileşenlerinin birleşiminden oluşuyorsa, sabit pencere boyuyla analiz yapmak işaretin ZF bilgilerinin tümünün doğru bir şekilde temsil edilmesine izin vermez. Bu sorunun üstesinden gelebilmek için önerilen çözümlerden biri pencere fonksiyonunun ölçeklenmesi fikridir [80]. Önerilen bir diğer çözüm de, sabit zaman ve frekans adımları yerine işaretin frekansına göre değişen adımlar kullanma fikridir. *Wavelet*

işaretin frekans bileşenlerine göre uygun pencere boyunun ayarlandığı bir zaman-frekans analiz yöntemidir.

3.4. SÜREKLİ WAVELET DÖNÜŞÜMÜ

$x(t)$ işaretinin sürekli Wavelet dönüşümü (Continuous Wavelet Transform, CWT) aşağıdaki gibi hesaplanır [81]:

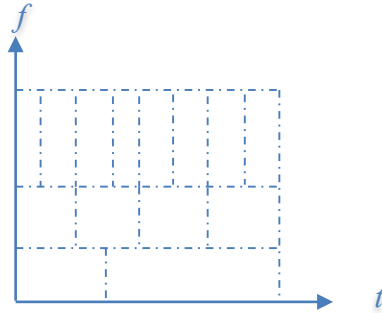
$$x_{CWT}(t, a) = a^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \psi^*\left(\frac{\tau-t}{a}\right) d\tau. \quad (3.12)$$

$\psi(t)$, $t = 0$ etrafında merkezlenmiş bant geçiren bir analiz penceresidir. a ise ölçek değeridir. Ölçek değeri; f_o , $\psi(t)$ 'nin Fourier Dönüşümü'nün merkez frekansı olmak üzere $a = f_o/f$ olarak ifade edilebilir. τ ise zamanda ötelemeyi göstermektedir.

STFT'ye benzer şekilde, CWT işaretin aşağıdaki taban fonksiyonuna izdüşümü gibi düşünülebilir.

$$\left\{ \sqrt{\frac{f}{f_o}} \psi\left(\frac{f}{f_o}(\tau - t)\right) \right\}_{(t,f) \in \mathbb{R}^2}. \quad (3.13)$$

Taban fonksiyonlarının şekli, işaretin frekansı değiştikçe farklılaşır. Bu sebeple STFT'nin aksine, CWT'nin zaman-frekans çözünürlüğü frekansa bağlıdır. İşaretin düşük frekanslı kısımları analiz edilirken analiz penceresi zamanda genişleyip frekansta daralırken, işaretin yüksek frekanslı bileşenleri analiz edilirken de analiz penceresi zamanda daralır ve bunun karşılığı olarak da frekansta genişler (bkz. Şekil 3.2) Bu özellik sonucu kısa süreli yüksek frekans bileşenlerine ve uzun süreli düşük frekans bileşenlerine sahip işaretlerin ZF analizi STFT'ye oranla yüksek çözünürlükle yapılabilmektedir.



Şekil 3.2: CWT ölçekleme adımları.

$x(t)$ işaretinin CWT'sinin genliğinin karesiyle tanımlanan skalogram ya da Wavelet spektrogramı aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$S(x) = \|x_{CWT}(t, a)\| = \left(\int_{-\infty}^{\infty} |x_{CWT}(t, a)|^2 dt \right)^{1/2}. \quad (3.14)$$

Skalogram, işaretin enerjisinin ZF düzleminde katsayılarla orantılı olarak nasıl dağıldığını gösterir.

3.5. GENELLEŞTİRİLMİŞ ZAMAN-FREKANS DAĞILIMLARI

Zaman-frekans gösteriminin bir diğer biçimi ise bir işaretin kendisi ve zaman içinde her bir nokta ile farklı yönlerde genişletilmiş halinin çarpımsal karşılaştırmasıdır. Bu tür gösterimler ya da matematiksel ifadeler fikri ilk kez Eugene Wigner [82] tarafından 1932 yılında kuantum mekaniği bağlamında ortaya atılmış ve daha sonraları Ville [83] tarafından 1948 yılında işaret işleme alanında genelleştirilmiştir.

$x(t)$ işaretinin, $\varphi(\gamma, \tau)$ kullanılan zaman-frekans dağılımının özelliklerini belirleyen çekirdek olmak üzere, genelleştirilmiş zaman-frekans dağılımı gösterimi aşağıdaki gibidir:

$$C(\omega, t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\gamma, \tau) x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-i\omega\tau - i\gamma(\theta+t)} d\theta d\tau d\gamma. \quad (3.15)$$

$\varphi(\gamma, \tau) = 1$ seçildiğinde (3.15)'teki dağılım Wigner-Ville Dağılımı adını alır. Wigner-Ville dağılımı, STFT'den daha iyi bir zaman-frekans çözünürlüğü sağlarken, daha iyi bir zaman ya da frekans çözünürlüğü sağlamak için bir diğer çözünürlükten fedakârlık etmeyi gerektirmez. Bu dağılımın en önemli dezavantajı, soyut harmonikler hatta negatif genlik değerleri hesaplayabilme ihtimalidir. Çekirdek olarak çift-Gauss fonksiyonu kullanıldığı durumda sözde Wigner-Ville dağılımı, üstel fonksiyon kullanıldığında da Choi-Williams dağılımı elde edilir [76].

3.6. EVRİMSEL İZGE

$\mathbf{X}_c \triangleq \{x(t)\}_{t \in \mathbb{R}}$ sonlu varyanslı, sürekli zamanlı, karmaşık değerli ve sıfır ortalamalı durağan olmayan bir süreç iken, $x(t)$ işareti $\forall t \in \mathbb{R}$ için aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$x(t) = \int_{\mathbb{R}} M(t, f) e^{i2\pi f t} dZ_{\mathbf{X}_c}(f). \quad (3.16)$$

$\{Z_{\mathbf{X}_c}(f)\}_{f \in \mathbb{R}}$ $\mathbf{X}_c$ ile ilintili karmaşık değerli, dik artımlı bir süreçtir. M yavaşça değişen bir fonksiyondur. $x(t)$ işareti, Eşitlik 3.16'daki gibi yazılabiliyorsa $\mathbf{X}_c$ salınımlı bir süreçtir denir.

Priestley [84] tarafından ortaya atılan ve $\mathbf{X}_c$ 'nin evrimsel izgesi (Evolutionary Spectrum, ES) olarak tanımlanan fonksiyon $\forall t, f \in \mathbb{R}$ şu şekildedir:

$$S_{\mathbf{X}_c}^E = |M(t, f)|^2 S_{\mathbf{X}_c}(f). \quad (3.17)$$

Burada, $S_{\mathbf{X}_c}(f)df = E \left\{ \left| dZ_{\mathbf{X}_c}(f) \right|^2 \right\}$ 'dir.

Evrimsel izge kavramı, salınımlı süreçler için, izgesel yoğunluk fonksiyonu kavramının genelleştirilmiş bir halidir. Zamanla değişmeyen durağan süreçlerin analizindeki aksine, salınımlı işaretler için her bir zaman anı için yerel güç-frekans dağılımlarını belirlemekte oldukça başarılı bir analiz aracıdır.

3.6.1. Wold-Cramer Evrimsel İzgesi

$\mathbf{X} \triangleq \{x_t\}_{t \in \mathbb{Z}}$ ayrık zamanlı, gerçel değerli, durağan olmayan bir süreç olsun. Cramer [79] belirlenimci olmayan tek taraflı doğrusal bir gösterim olduğunu ortaya koymuştur;

$$x_t = \sum_{n=-\infty}^t h_{\mathbf{X}}(t, n) \mathcal{E}_n, \forall t \in \mathbb{Z}. \quad (3.18)$$

Burada $h_{\mathbf{X}}$ gerçel değerli bir katsayı ve $\{\mathcal{E}_t\}_{t \in \mathbb{Z}}$ durağan, sıfır ortalamalı, birim varyanslı beyaz gürültü sürecidir. Eşitlik 3.18'deki gösterim durağan süreçlerin analizi için kullanılan Wold Ayrışımının bir uzantısı ya da genişletilmiş hali gibi düşünülebilir. Bu yüzden $\mathbf{X}$ 'in bu gösterimi Wold-Cramer Ayrışımı olarak da adlandırılır [85].

$\mathbf{X}$ 'in Wold-Cramer Ayrışımının var olduğu varsayımı altında $\mathbf{X}$ 'in negatif olmayan zaman-frekans dağılımı olan Wold-Cramer evrimsel izgesi,

$$S_{\mathbf{X}}^W(t, f) = \left| \sum_{n=-\infty}^t h_{\mathbf{X}}(t, n) e^{-i2\pi f(t-n)} \right|^2 \forall f \in \mathbb{R}, \forall t \in \mathbb{Z} \quad (3.19)$$

şeklinde tanımlanır.

3.6.2. Ayrık Evrimsel Dönüşüm

Durağan olmayan işaretlerin zaman-frekans analiz yöntemlerinden biri olan evrimsel

izge yaklaşımı [84] ayrık zamanlı sonlu uzunluktaki işaretler için [86-87]'de ele alınmıştır. Buna göre ayrık zamanlı, bir $x(n), n = 0, 1, \dots, N - 1$ işareti için, zamanla değişen genliğe sahip sinüzoidallerin birleşimi şeklinde bir Ayrık Evrimsel Dönüşüm (Discrete Evolutionary Transform, DET) verilebilir:

$$x(n) = \sum_{k=0}^{N-1} X(n, \omega_k) e^{j\omega_k n}. \quad (3.20)$$

Burada $\omega_k = 2k\pi/K$ ve $X(n, \omega_k)$ zamanla değişen DET çekirdeğini göstermektedir. (3.20) eşitliği durağan olmayan süreçleri, zamanla değişen rastgele genlikli sinüzoidallerin birleşimi olarak ifade etmekte kullanılan Wold-Cramer gösterimine benzerdir [85]. Böylece $x(n)$ işaretinin ES kestirimi,

$$S^E(n, \omega_k) = \frac{1}{K} |X(n, \omega_k)|^2 \quad (3.21)$$

şeklinde bulunur [87]. $X(n, \omega_k)$ DET çekirdeği, herhangi bir dik veya dik olmayan işaret gösterimi kullanılarak elde edilebilmektedir. Klasik Gabor açılımı [77], bir işareti zamanda ve frekansta ötelenmiş taban fonksiyonları kullanarak temsil eder. Aynı pencereden üretilen taban fonksiyonlarının kullanımı sabit bant genişliği analizi sonucunu doğurur. Hâlbuki incelenen işaret bu sabit bant genişliği analizine uygun değilse (örneğin; frekans bileşenleri zamanla değişiyor ise), elde edilecek ZF gösterimi yetersiz bir yerelleşme sergileyecektir [87]. [88]'de ölçeklenmiş, zamanda ve frekansta ötelenmiş taban fonksiyonları kullanan çok pencereci Gabor açılımı sunulmuştur. Burada ZF gösteriminin çözünürlüğü, farklı ölçekteki pencerelerden elde edilen gösterimlerin, ortalamasının alınmasıyla iyileştirilmiştir.

Taban fonksiyonları $\tilde{h}_{i,m,k}(n)$, ölçeklenmiş pencerelerin zamanda ve frekansta eşit aralıklarla ötelenmesi ile elde edilebilir:

$$\tilde{h}_{i,m,k}(n) = \tilde{h}_i(n - mL) e^{j\omega_k n}. \quad (3.22)$$

Buna göre $x(n)$ işaretinin Gabor açılımı

$$x(n) = \frac{1}{I} \sum_{l=0}^{I-1} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{K-1} a_{i,m,k} \tilde{h}_i(n - mL) e^{j\omega_k n}. \quad (3.23)$$

olarak verilmiştir [86]. Sentez penceresi $\tilde{h}_i(n)$ bir $g(n)$ ana Gabor penceresinin

$h_i(n) = 2^{i/2} g(2^i n)$, $i = 0, 1, \dots, I - 1$, şeklinde ölçeklenmesi ve N ile periyodik hale getirilmesi sonucu elde edilir. Burada, I kullanılan ölçeklenmiş pencere sayısını göstermekte olup L, M, L', K pozitif tamsayıları $LM = L'K = N$ koşulu ile kısıtlıdır. L ve L' zaman ve frekansta öteleme adımları olup, M ve K ise zaman ve frekanstaki örnek sayılarıdır. Gabor katsayıları $a_{i,m,k}$, sentez penceresi $h_i(n)$ 'e ikili dik olan [90] $\gamma_i(n)$ analiz penceresi kullanılarak aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$a_{i,m,k} = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \tilde{\gamma}_i^*(n, mL) e^{-j\omega_k n}. \quad (3.24)$$

$x(n)$ işaretinin evrimsel çekirdeği $X(n, \omega_k)$ 3.20 ve 3.23 eşitlikleri kullanılarak

$$X(n, \omega_k) = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} \sum_{m=0}^{M-1} a_{i,m,k} \tilde{h}_i(n - mL) = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} X_i(n, \omega_k) \quad (3.25)$$

olarak bulunur. $X_i(n, \omega_k)$ farklı ölçekler ile kestirilmiş çekirdekleri göstermekte olup bunların aritmetik ortalaması alınabileceği gibi, başka ortalama teknikleri kullanılarak birleştirilmesi de mümkündür [89]. $a_{i,m,k}$ 'nın (3.24)'teki karşılığı (3.25) eşitliğinde yerine konarak

$$X_i(n, \omega_k) = \sum_{l=0}^{N-1} x(l) w_i(n, l) e^{-j\omega_k l} \quad (3.26)$$

elde edilebilir ki burada $w_i(n, l)$, zamanla değişen bir pencere fonksiyonu olup,

$$w_i(n, l) = \sum_{m=0}^{M-1} \tilde{\gamma}_i^*(l - mL) \tilde{h}_i(n - mL) \quad (3.27)$$

ile tanımlanmıştır. $x(n)$ işaretinin 2^i ölçeğine uyumlu olan bileşenleri diğerlerine göre daha iyi çözünürlük ile temsil edileceklerdir. Ayrıca $w_i(n, l)$ birleştirilerek ortalama bir pencere fonksiyonu da elde edilebilir:

$$w(n, l) = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} \sum_{m=0}^{M-1} \tilde{\gamma}_i^*(l - mL) \tilde{h}_i(n - mL). \quad (3.28)$$

Bütün ölçekler göz önüne alındığında, elde edilen $\{X_i(n, \omega_k)\}$ çekirdek kümesi birleştirilerek işaretin bütün bileşenleri yüksek çözünürlük ile gösterilebilen bir sonuca ulaşılabilir [88].

Bu ana kadar anlatılan tüm dönüşümler kuvvetli bir matematiksel temele dayanan zaman-frekans analiz yöntemleridir. Bir sonraki alt bölümde son günlerde oldukça

yaygın olarak kullanılan görgül bir zaman-frekans analiz yöntemi olan Hilbert-Huang Dönüşümü anlatılacaktır.

3.7. HILBERT-HUANG DÖNÜŞÜMÜ

Hilbert-Huang Dönüşümü (Hilbert-Huang Transform, HHT) işaretlerin zaman-frekans analizi için kullanılan görgül yöntemdir [91]. Doğrusal olmayan ve durağan olmayan işaretlerin fiziksel olarak daha anlamlı gösterimlerinin, uyarlamalı olarak elde edilmesine yardımcı olur. Uyarlamalı bir gösterim olmasının sonucu olarak dönüşümün sıkı bir matematiksel altyapısı ne yazık ki yoktur.

Fourier Dönüşümü [75] gibi geleneksel analiz yöntemlerinin çoğu işaretlerin doğrusal ve durağan olduğu varsayımı üzerinde dururlar. Doğrusal olan ancak durağan olmayan işaretlerin analizi için Wavelet Analizi [81] ve Wigner-Ville Dağılımı [83] gibi yöntemler önerilmiştir. Bununla beraber doğrusal olmayan, durağan ve rastgele olmayan işaretler için çeşitli analiz yöntemleri de geliştirilmiştir [92], [93]. Fakat gerçek zamanlı sistemlerin çoğu, doğrusal ve durağan değildir. Doğrusal ve durağan olmayan bir sürece ait işaretlerin incelenmesi, göz korkutan bir eylem olmuştur. Bilinen matematiksel yöntemlerle bile, bu gibi işaretlerin analizi, çoğu zaman problemin çözümünden bile karmaşık hale gelebilmektedir. Bu tür işaretlerin doğası gereği, analizin uyarlamalı olarak yapılması ve gösterimin önsel bir taban fonksiyonuna dayanmaması analiz işlemini oldukça basitleştirmektedir. Hilbert-Huang Dönüşümü Huang ve diğ. tarafından doğrusal olmayan ve durağan olmayan süreçlerin analizi için önerilen uyarlamalı bir yöntemdir, ancak tüm uyarlamalı algoritmalarda olduğu gibi taban fonksiyonu işareten bağımsız değil, tam aksine işaretin kendisinden türetilmektedir [91].

Hilbert-Huang Dönüşümü iki aşamalı bir dönüşümdür. Birinci aşama, Görgül Kip Ayrışımı (Empirical Mode Decomposition, EMD) ve ikinci aşama ise Hilbert İzgesel Analizi (Hilbert Spectral Analysis, HSA)'dir.

HHT, doğrusal olmayan ve durağan olmayan işaretlerin zaman-frekans-enerji gösterimlerinde, geleneksel yöntemlerden daha keskin ve net sonuçlar vermektedir. Ayrıca elde edilen sonuçlar fiziksel anlamda verilerle uyumluluk göstermektedir.

Doğrusal olmayan işaretlerin en önemli özelliklerinden birisi sahip oldukları içsel dalga frekans modülasyonudur ki bu da tek bir salınım süresi boyunca anlık frekans değişimlerini göstermektedir. Bir sistemi fiziksel olarak anlamlı bir şekilde ifade etmenin en iyi ve en kolay yolu anlık frekanslardır. Bir işaretin anlık frekans değeri Hilbert Dönüşümü (Hilbert Transform, HT) ile kolayca hesaplanabilir.

Gerçek değerli $x(t)$ fonksiyonunun HT'si, karmaşık eşleniği olan $y(t)$ fonksiyonuna eşittir:

$$y(t) = \mathcal{H}[x(t)] = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau = x(t) * \frac{1}{\pi t}. \quad (3.29)$$

Burada P , $t = \tau$ etrafındaki Cauchy esas değeridir. Esasında, Hilbert Dönüşümü fiziksel olarak doğrusal bir filtre gibi düşünülebilir. Dönüşümde, işaretin tüm genlik değerleri aynı kalıp değişmezken, tüm faz bileşenleri $\pi/2$ kadar ötelenir. Eşitlik 3.29'dan da görülebileceği gibi HT aynı zamanda, $x(t)$ işaretinin $\frac{1}{\pi t}$ ile doğrusal konvolüsyonudur. $y(t)$ işareti de gerçek değerlidir.

Hilbert dönüşümü yardımıyla analitik $x(t)$ fonksiyonu aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$z(t) = x(t) + jy(t) = a(t)e^{j\theta(t)}. \quad (3.30)$$

Yukarıdaki ifadede anlık genlik ve faz fonksiyonu sırasıyla,

$$a(t) = \sqrt{x^2(t) + y^2(t)} \quad (3.31)$$

$$\theta(t) = \arctan\left(\frac{y(t)}{x(t)}\right) \quad (3.32)$$

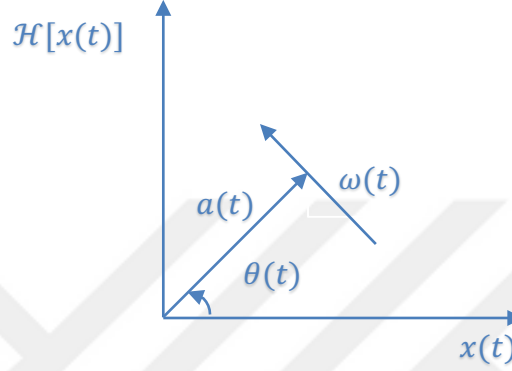
şeklindedir.

Eşitlik 3.32'den kolaylıkla anlık frekans bilgisini elde edebiliriz:

$$\omega(t) = \frac{d\theta(t)}{dt}, \quad (3.33a)$$

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta(t)}{dt}. \quad (3.33b)$$

Herhangi bir işaret için herhangi bir t zaman anında yalnızca bir tane tanımlı anlık faz mevcuttur. İzgesel içeriği zamanla değişen, durağan olmayan bir işaret için anlık frekans bilgisi işaretin karakteristiğini anlamakta önemli bir rol oynamaktadır. Anlık genlik, faz açısı ve frekans değerleri karmaşık düzlemde döner faz oku gösterimiyle Şekil 3.3'teki gibi gösterilir. Faz okunun, gerçel ve sanal eksenlere izdüşümleri, özgün işaret ve özgün işaretin Hilbert dönüşümünü verir.



Şekil 3.3: Karmaşık düzlemde anlık genlik, faz açısı ve frekans gösterimi.

Bazı durumlarda, yukarıdaki gibi anlık frekans değerleri hesaplandığında negatif frekanslar elde edilebilmekte, bazı durumlarda ise dar bantlı fonksiyonların anlık frekans değerleri işaretin tanımlı olduğu bandın dışına çıkabilmektedir. Karşılaşılan bu fiziksel sınırlamaları ortadan kaldırmak için, fonksiyonların dar bantlılık karakteristiğini belirleyen uçdeğer ve sıfırdan geçiş nokta sayıları hakkında sınırlamalar getirilmelidir.

3.7.1. Görgül Kip Ayrışımı

Doğrusal olmayan ve durağan olmayan süreçlere ait işaretler için oldukça uygun uyarlamalı bir analiz yöntemidir. Daha önceki yöntemlerden farklı olarak, işaretin kendisine ait bir taban fonksiyonu kullandığı için doğrusal ve sezgiseldir. Burada temel fikir herhangi bir işaretin, kendine ait farklı öz kip salınımlarından oluştuğudur. Her salınım aynı sayıda uçdeğer ve sıfırdan geçişe sahip olan doğrusal ya da doğrusal olmayan bir fonksiyondur. Ayrıca, salınımlar yerel ortalamalarına göre simetriktir. Her bir farklı salınım Öz Kip İşlevi (Intrinsic Mode Function, IMF) ile gösterilir. IMF'ler aşağıdaki iki koşulu sağlamalıdır:

1. Tüm veri kümesinde yerel uçdeğerlerin ve sıfırdan geçişlerin sayısı ya aynı olmalı ya da en fazla bir farklı olmalıdır.

2. Herhangi bit t anında yerel maksimumlar tarafından belirlenen üst zarfın ortalaması ve yerel minimumlar tarafından belirlenen alt zarfın ortalama değeri sıfır olmalıdır.

Görgül Kip Ayırışım süreci aşağıdaki algoritma ile özetlenebilir:

Algoritmanın başlangıç değerleri belirlenir: $x(t)$ özgün işaret olmak üzere, $r_0(t) = x(t)$ ve $i = 1$.

I. $h_o(t) = r_{i-1}(t)$ ve $k = 1$ olarak atanır.

II. $h_{k-1}(t)$ işaretinin yerel ortalama değeri hesaplanır:

Yerel maksimumlar tarafından belirlenen üst zarf ($e_{max}(t)$) ile yerel minimumlar tarafından belirlenen alt zarfın ($e_{min}(t)$) ortalaması alınarak yerel ortalama değeri bulunur.

$$m_{k-1}(t) = \frac{e_{max}(t) + e_{min}(t)}{2}$$

Maksimum ve minimum noktaları üst ve alt zarflara tanımlanırken kübik şerit ara değerlendirme yöntemi kullanılır.

III. $h_{k-1}(t)$ ile $m_{k-1}(t)$ 'nin farkı hesaplanarak ayrıntı işareti $h_k(t)$ elde edilir:

$$h_k(t) = h_{k-1}(t) - m_{k-1}(t).$$

IV. $h_k(t)$ işaretinin IMF koşullarını sağlayıp sağlamadığı kontrol edilir. Bunun yanı sıra algoritmayı durdurmak için bir sınır koşulu belirlenmişse, bu koşulun sağlanıp sağlanmadığına da bakılabilir. Sınır koşulu, aşağıda ayrıntılı olarak anlatılacaktır. $h_k(t)$, IMF olma koşullarını sağlıyorsa algoritmaya devam edilir, aksi halde II. Adıma geri dönülür ve $k = k + 1$ olarak güncellenir.

V. $c_i(t) = h_k(t)$ IMF olarak atanır. IMF seçip çıkarma işlemi bu adımda başarıyla tamamlandıktan sonra işaretten, bulunan IMF bu özyinelemede kullanılan işaretten çıkarılır ve *artık işaret* elde edilir:

$$r_i(t) = r_{i-1}(t) - c_i(t)$$

$i = i + 1$ olarak güncellenir.

- VI. $r_i(t)$ monotonik bir fonksiyon olduğunda, bir başka deyişle $r_i(t)$ 'nin yalnızca bir tane uçdeğeri olduğunda, artık daha fazla IMF seçip çıkarmak mümkün değildir. Bu durumda algoritma sona erer. Eğer $r_i(t)$ birden fazla uç değere sahipse I. Adıma geri dönülür.
- VII. IMF seçip çıkarma işlemi sona erer ve Öz Kip İşlevleri $c_1(t), c_2(t), \dots, c_n(t)$ şeklinde elde edilmiş olur.

Görgül Kip Ayrışımı işleminden sonra, özgün $x(t)$ işareti, n algoritmadaki özyineleme sayısı dolayısıyla da elde edilen IMF sayısı olmak üzere aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t). \quad (3.34)$$

En yüksek frekans bileşenli Öz Kip İşlevi $c_1(t)$ 'dir. $c_1(t)$ aynı zamanda en kısa periyoda sahip IMF'tir.

Yukarıda ayrıntılı olarak anlatılan EMD algoritması Şekil 3.4'te özetlenmiştir.

EMD algoritmasını durdurmak için başarılı iki farklı IMF seçip çıkarma işlemi arasındaki farkın düzgelenmiş karesel değerinin Standart Sapmasına göre karar verilebilir.

$$SD_k = \frac{\sum_{t=0}^T |h_{k-1}(t) - h_k(t)|^2}{\sum_{t=0}^T |h_{k-1}(t)|^2} \quad (3.35)$$

Burada T işaretin uzunluğunu göstermektedir. Algoritmanın her bir özyineleme adımında hesaplanan Standart Sapma değerinin seçilen bir sınır değerden küçük olması istenir. Algoritmayı durdurmak için seçilen standart sapma değeri çoğunlukla 0.2 ile 0.3 arasında bir değerdir. Bu işlem basit olmasına rağmen IMF'lerin gerekli koşulları sağlamasını garanti etmez. Dolayısıyla ek bir durma ölçütü getirilmiştir. Bu ölçütle, belirli tekrar sayısından sonra IMF seçip çıkarma işlemine son verilir. Bu sayının yapılan deneyler sonucunda 4 ile 8 arasında bir sayı olduğu bulunmuştur [94].

3.7.2. Hilbert İzgesel Analizi

$x(t)$ işaretinin EMD işlemi bittikten sonra, her bir IMF'in Hilbert dönüşümü alınırsa $x(t)$ işaretinin analitik ifadesi elde edilebilir. Her bir IMF'in anlık frekans ve genlik değerleri aşağıdaki şekilde kolaylıkla hesaplanabilir.

$x(t)$ işaretine ilişkin, gerçel değerli, dar bantlı ve tek bileşenli i . IMF işareti $c_i(t)$ 'nin Hilbert dönüşümü, karmaşık eşleniği olan $y_i(t)$ fonksiyonuna eşittir:

$$y_i(t) = \mathcal{H}[c_i(t)] = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(\tau)}{t-\tau} d\tau = c_i(t) * \frac{1}{\pi t}. \quad (3.36)$$

Hilbert dönüşümü yardımıyla analitik $z_i(t)$ fonksiyonu aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$z_i(t) = c_i(t) + jy_i(t) = a_i(t)e^{j\theta_i(t)}. \quad (3.37)$$

Yukarıdaki ifadede, i . IMF işareti $c_i(t)$ 'ye ait anlık genlik ve faz fonksiyonu sırasıyla aşağıdaki gibidir;

$$a_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + y_i^2(t)} \quad (3.38)$$

$$\theta_i(t) = \arctan\left(\frac{y_i(t)}{c_i(t)}\right). \quad (3.39)$$

Eşitlik 3.39'dan i . IMF işareti $c_i(t)$ 'ye ait anlık frekans bilgisini elde edebiliriz:

$$\omega_i(t) = \frac{d\theta_i(t)}{dt} = \frac{c_i(t)y_i(t) - \dot{c}_i(t)y_i(t)}{a_i^2(t)}. \quad (3.40a)$$

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta_i(t)}{dt} = \frac{1}{2\pi} \frac{c_i(t)y_i(t) - \dot{c}_i(t)y_i(t)}{a_i^2(t)}. \quad (3.40b)$$

Özgün $x(t)$ işaretinin Hilbert Genlik İzgesi, $HS(\omega, t)$ aşağıdaki gibidir:

$$HS(\omega, t) = \sum_{i=1}^n HS_i(\omega_i, t). \quad (3.41)$$

Burada $HS_i(\omega_i, t)$, i . IMF işareti $c_i(t)$ 'nin Hilbert İzge'sidir,

$$HS_i(\omega_i, t) = \begin{cases} a_i(t) & \omega = \omega_i(t) \\ 0 & \omega \neq \omega_i(t) \end{cases}. \quad (3.42)$$

Marjinal İzge ile her bir frekans değerinin toplam genlik ya da enerji değeri hesaplanabilir.

Özgün $x(t)$ işareti, anlık genlik ve frekans cinsinden şu şekilde ifade edilir:

$$x(t) = \Re\left\{\sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\omega_i(t)t}\right\} = \Re\left\{\sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j2\pi f_i(t)t}\right\}. \quad (3.43)$$

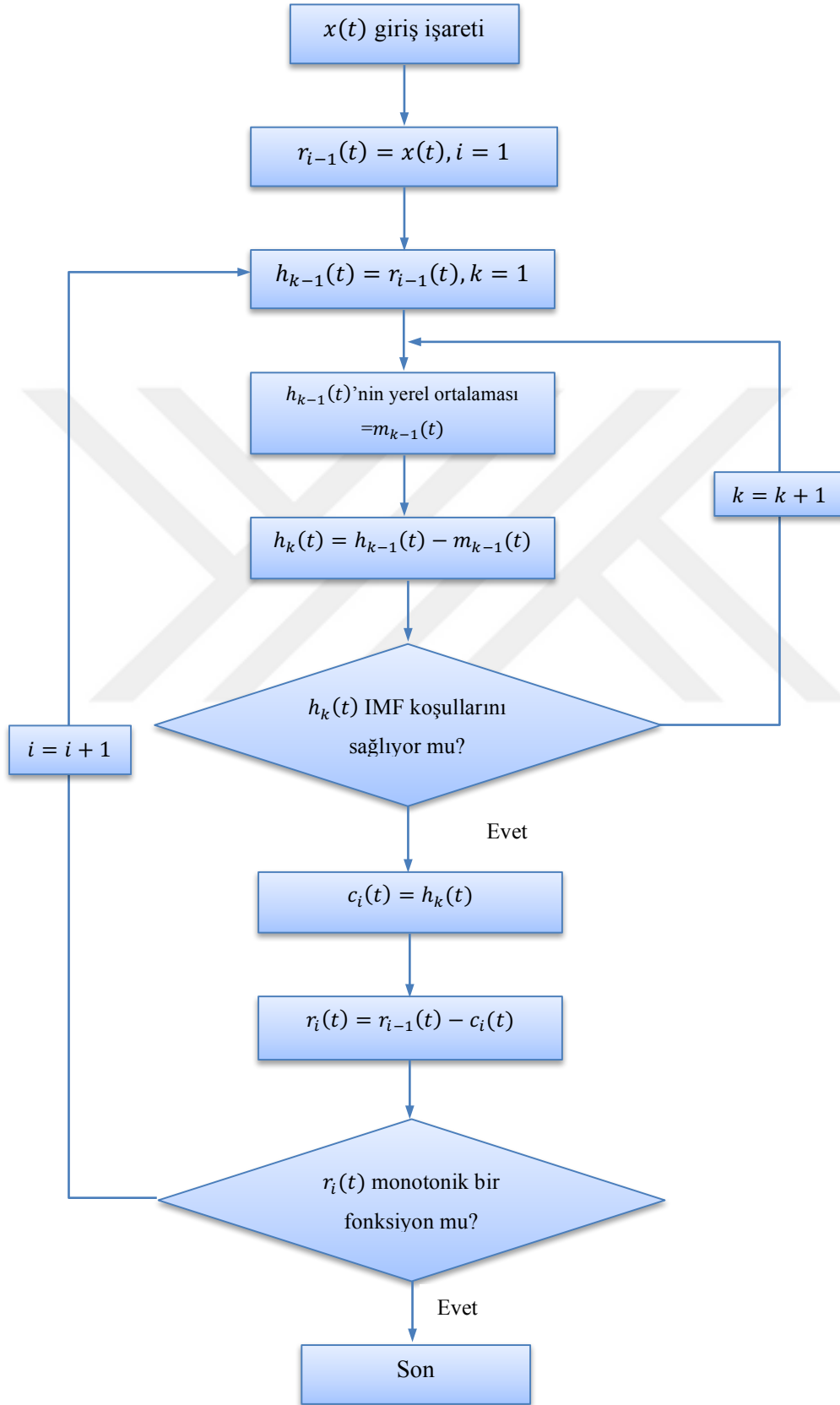
Yukarıdaki denklem, her bir IMF'in Genlik ya da Frekans Modülasyonlu işaretler olduğunu göstermektedir. EMD, sabit genlik ve sabit frekans limitlerini kullanan Fourier dönüşümünün aksine işareti değişken genlik ve frekans ölçeklerinde analiz ederek durağan olmayan işaretler için oldukça iyi bir ayrıştırma işlemi gerçekleştirir.

Tablo 3.1'de HHT ile klasik işaret analiz araçlarının karşılaştırılması verilmektedir [95]. Bu tablo HHT'nin gerçekten durağan olmayan ve doğrusal olmayan işaretlerin analiz için güçlü bir yöntem olduğunu göstermektedir. İşaretten uyarlamalı bir taban fonksiyonu kullanarak, işaretin frekansını konvolüsyon işlemi yerine ayrışım ile yapması sonucunda kararsızlık ortaya çıkmamaktadır. İşaretin frekans karakteristiğini Enerji-Zaman-Frekans alanında temsil ettiği için de öznelik çıkarımı için oldukça uygun sonuçlar vermektedir.

Sonuç olarak, HHT önsel taban fonksiyonları kullanan yöntemlerden farklı olarak, doğrusal olmayan bir dalga biçimi bozulmalarını temsil etmek için, sahte harmoniklere ihtiyaç duymamaktadır. Ayrıca zaman ya da frekans çözünürlüğü üzerinde tüm zaman-frekans analiz yöntemlerinin en büyük dezavantajı olan belirsizlik ilkesi gibi bir sınırlama söz konusu değildir.

Tablo 3.1: İşaret analiz yöntemlerinin karşılaştırılması.

	<i>FT</i>	<i>WT</i>	<i>HHT</i>
Taban Fonksiyonu	Önceden Tanımlanmış	Önceden Tanımlanmış	İşaretten Uyarlamalı
Frekans Ayrıştırma Şekli	Genel tanım kümesinde konvolüsyon Belirsizlik	Genel tanım kümesinde konvolüsyon, Belirsizlik	Yerel tanım kümesinde türevleme Kesinlik
İşareti Sunum Şekli	Enerji-Frekans	Enerji-Zaman-Frekans	Enerji-Zaman-Frekans
Doğrusal Olmayan İşaret Analizi	Hayır	Hayır	Evet
Durağan Olmayan İşaret Analizi	Hayır	Evet	Evet
Öznelik Çıkarımı	Hayır	Ayrık WT: Hayır Sürekli WT: Evet	Evet
Teorik Taban	Tamamlanmış Matematiksel Teori	Tamamlanmış Matematiksel Teori	Görgül



Şekil 3.4: EMD akış diyagramı.

3.8. ZAMAN-FREKANS ANALİZ YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

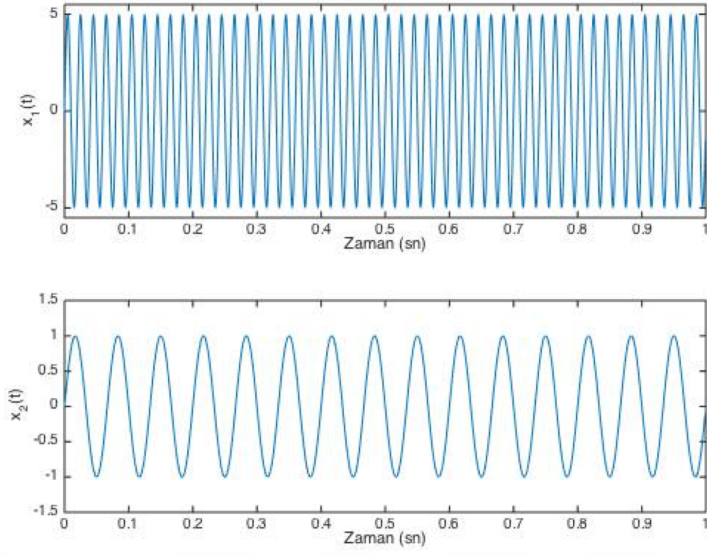
Bu alt bölümde bölümde, bir kaç farklı işaret, bir önceki alt bölümlerde anlatılan zaman-frekans analiz yöntemleriyle çözümlenmektedir. Yöntemlerin birbirlerinden farkları ve birbirlerine karşı olan üstünlükleri seçilen örneklerle karşılaştırmalı olarak ortaya konmaktadır.

3.8.1. Örnek 1

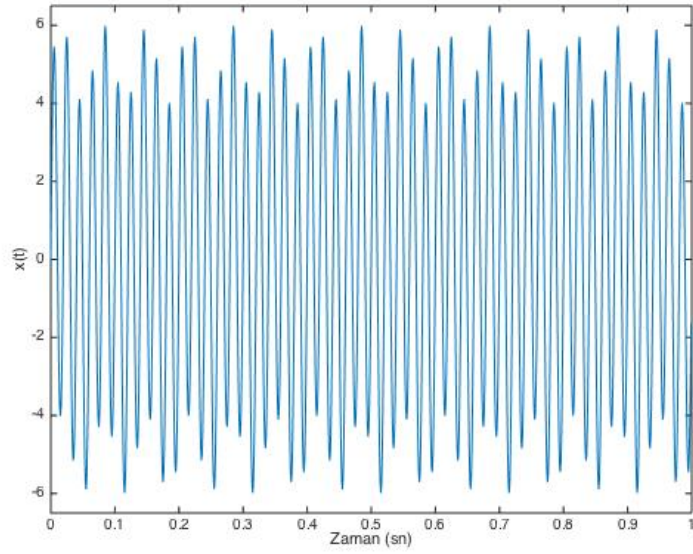
Birinci örnekte ele alınan işaret, farklı frekanslardaki iki sinüzoidalın toplamından oluşan bir işarettir:

$$x(t) = 5 \sin(2\pi 50t) + \sin(2\pi 15t) \quad (3.44)$$

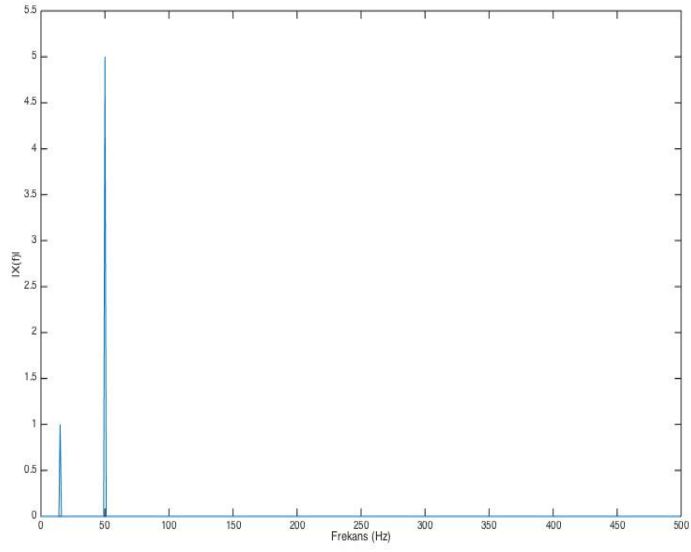
Eşitlik 3.44 'teki $x(t)$ işareti, genliği 5 ve frekansı 50 Hz olan bir sinüs işareti ile genliği 1 ve frekansı 15 Hz olan bir başka sinüs işaretinin toplamından oluşmaktadır. Bu iki işareti sırasıyla $x_1(t)$ ve $x_2(t)$ olarak adlandıralım. $x_1(t)$ ve $x_2(t)$ 'nin ilk 1 sn'lik kısımlarının zamandaki görüntüsü Şekil 3.5'teki gibidir. Farklı frekanslardaki ve genlikteki iki işaretin toplamından oluşan $x(t)$, ($x(t) = x_1(t) + x_2(t)$) işaretinin ilk 1 sn'lik kısmının zamanda gösterimi de Şekil 3.6'da verilmektedir. Burada örnekleme frekansı $f_s = 1000$ Hz seçilmiştir. $x(t)$ işaretinin Fourier Dönüşümü yardımıyla bulunan genliğinin frekans izgesi Şekil 3.7'de verilmiştir.



Şekil 3.5: $x_1(t)$ ve $x_2(t)$ işaretlerinin zaman-genlik grafiği.

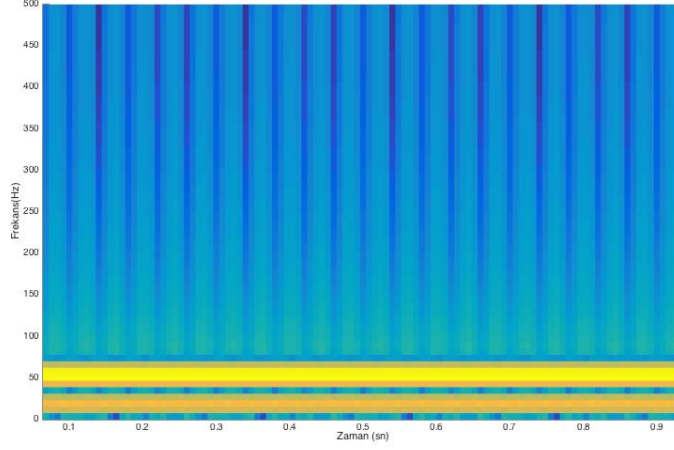


Şekil 3.6: $x(t)$ işaretinin zaman-genlik grafiği.

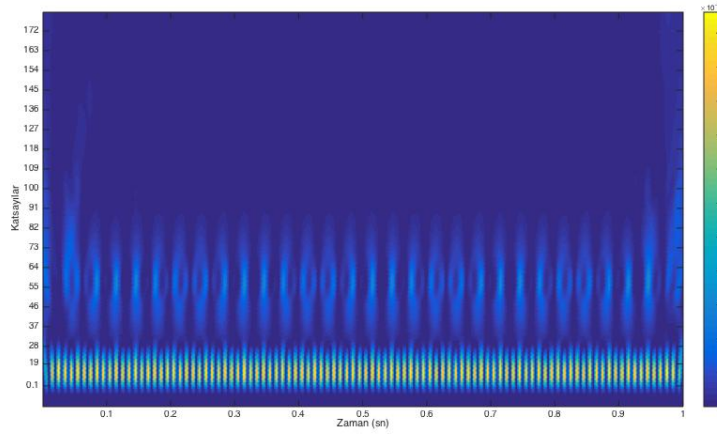


Şekil 3.7: $x(t)$ işaretinin Fourier Dönüşümü'yle elde edilen frekans-genlik izgesi.

Yukarıdaki şekil incelendiğinde 15 Hz ve 50 Hz frekanslarında genlikleri sırasıyla 1 ve 5 olan iki bileşenin varlığı kolaylıkla görülebilir. Fourier Dönüşümü, hangi frekanslarda ne kadar genliğe sahip bileşen olduğu bilgisini verir. Fourier Dönüşümü yardımıyla bileşenlerin zamandaki dağılımları hakkında herhangi bir bilgiye erişmek mümkün değildir, bu sebeple işaretin genliğinin zaman-frekans dağılımını gösteren, $x(t)$ işaretinin STFT'sini inceleyebiliriz. $x(t)$ işaretinin STFT'sinin genliğinin karesiyle tanımlanan enerji yoğunluğu ya da spektrogramı hesaplandığında Şekil 3.8'deki gibi bir dağılım elde edilir.



Şekil 3.8: $x(t)$ işaretinin STFT ile hesaplanan spektrogramı.



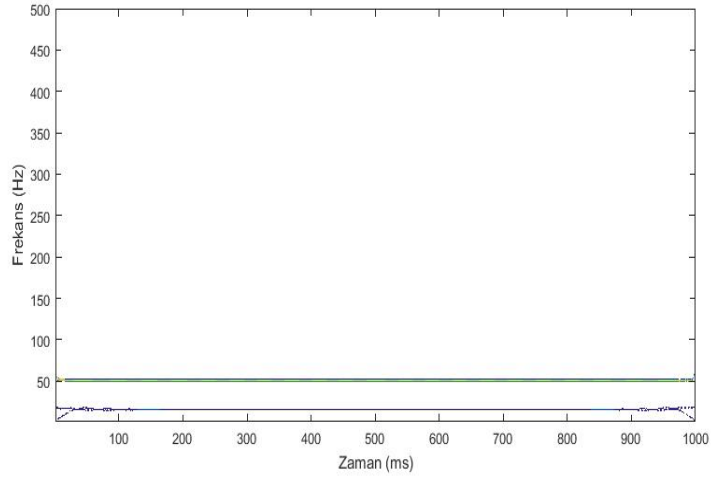
Şekil 3.9: $x(t)$ işaretinin CWT ile hesaplanan skalogramı.

$x(t)$ işaretinin spektrogramında, 15 Hz ve 50 Hz civarında iki bileşenin var olduğu açıkça görülmektedir. İşaretin seçilen 1 sn 'lik kısımlarının frekansının, tüm zaman anlarından sabit olduğu şekilde açıkça görülmektedir. STFT'de kullanılan pencerenin uzunluğuna bağlı olarak spektrogramın çözünürlüğü değişebilmektedir. Burada $N = 256$ uzunluklu Kaiser penceresi kullanılmıştır.

$x(t)$ işaretinin CWT ile hesaplanan skalogramı Şekil 3.9'da verilmektedir. CWT'de frekans çözünürlüğü bant genişliği ile orantılıdır, bu nedenle daha yüksek frekanslarda frekans çözünürlüğü azalırken ve daha düşük frekanslarda artar. Buna göre, daha yüksek frekanslarda yüksek zaman çözünürlüğü elde edilirken ve düşük frekanslarda

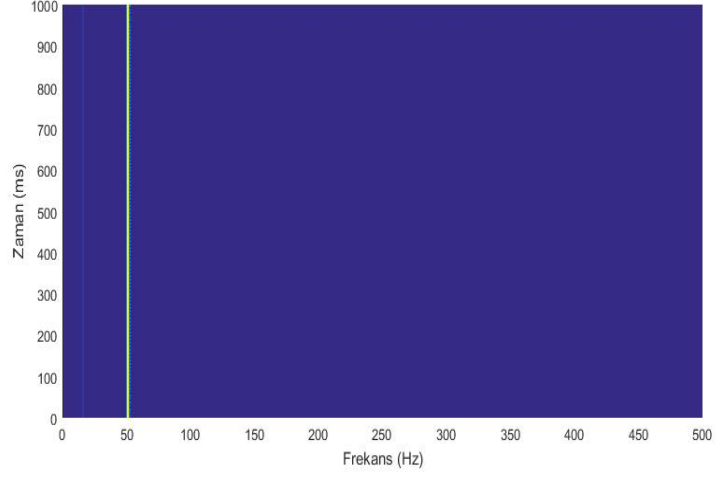
düşük zaman çözünürlüğü elde edilir. Frekans çözünürlüğü STFT için tüm frekanslarda aynı olduğu için STFT’de böyle bir değişim söz konusu değildir.

Belirsizlik ilkesinin bir sonucu olarak CWT ile hesaplanan zaman-frekans izgesinde yüksek frekanslarda frekans çözünürlüğü azalmakta zaman çözünürlüğü artmaktadır. İşaretin içeriği önceden bilinemeyeceği için yüksek zaman çözünürlüğü mü yoksa yüksek frekans çözünürlüğü mü istenildiğini bilemeyeceğimizden belirsizlik ilkesinin sınırlayıcı etkisini ortadan kaldırmak için HHT dönüşümünü kullanabiliriz. $x(t)$ işaretinin HHT kullanılarak hesaplanan ve çizdirilen zaman-frekans izgesi Şekil 3.10’da verilmektedir. Bu şekilde $x(t)$ işareti için HHT ile oldukça keskin ve net bir zaman-frekans izgesi elde edilebildiği çok açık bir biçimde görülmektedir.



Şekil 3.10: $x(t)$ işaretinin HHT ile hesaplanan zaman-frekans izgesi.

Son olarak da $x(t)$ işaretinin Ayırık Evrimsel Dönüşüm ile hesaplanan ve çizdirilen zaman-frekans izgesi ise Şekil 3.11’de verilmektedir.



Şekil 3.11: $x(t)$ işaretinin DET ile hesaplanan zaman-frekans izgesi.

Yukarıdaki şekil $x(t)$ işaretinin Evrimsel İzge Kestirimi'nin üç boyutlu çizdirilmiş halinin üstten görünümüdür. Yukarıdan bakıldığında görülen şekil 50 Hz ve 15 Hz frekanslarında, tüm zaman anlarında salınan iki sinüsoidal işarete karşılık gelmektedir. Ayrık Evrimsel Dönüşüm ile hesaplanan zaman-frekans izgesiyle iki farklı frekanstaki bileşen çok net bir şekilde görülebilmektedir.

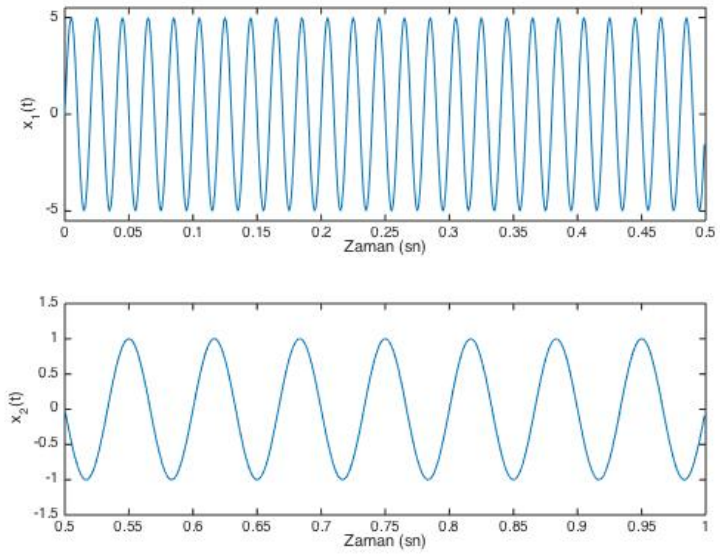
3.8.2. Örnek 2

İncelenecek olan ikinci işaret, farklı zaman anlarında farklı frekanslara sahip iki sinüsoidalın birleşiminden oluşan bir işarettir:

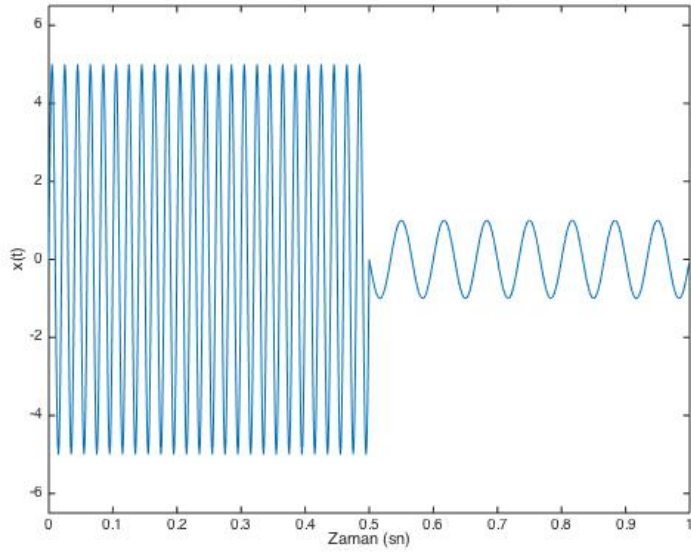
$$x(t) = \begin{cases} 5\sin(2\pi 50t) & 0 \leq t < 0.5 \text{ sn} \\ \sin(2\pi 15t) & 0.5 \leq t < 1 \text{ sn} \end{cases} \quad (3.45)$$

$x(t)$ işareti 0.5 sn anına kadar genliği 5, frekansı da 50 Hz olan bir işaret ile 0.5 sn'den sonra genliği 1'e düşen ve frekansı da 15 Hz olan iki farklı işaretin bileşiminden oluşmaktadır.

Bu iki farklı frekanslı ve genlikli işareti sırasıyla $x_1(t)$ ve $x_2(t)$ olarak adlandıralım. $x_1(t)$ ve $x_2(t)$ 'nin ilk 0.5 sn'lik kısımlarının zamandaki görüntüsü Şekil 3.12'deki gibidir. Farklı frekanslardaki ve genlikteki iki işaretin birleşiminden oluşan $x(t)$, işaretinin zaman-genlik dağılımı ise Şekil 3.13'te verilmektedir.

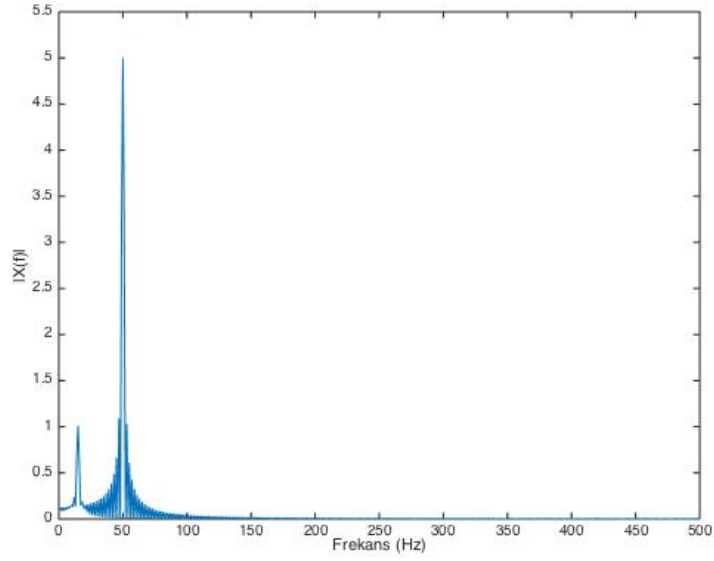


Şekil 3.12: $x_1(t)$ ve $x_2(t)$ işaretlerinin zaman-genlik grafiği.



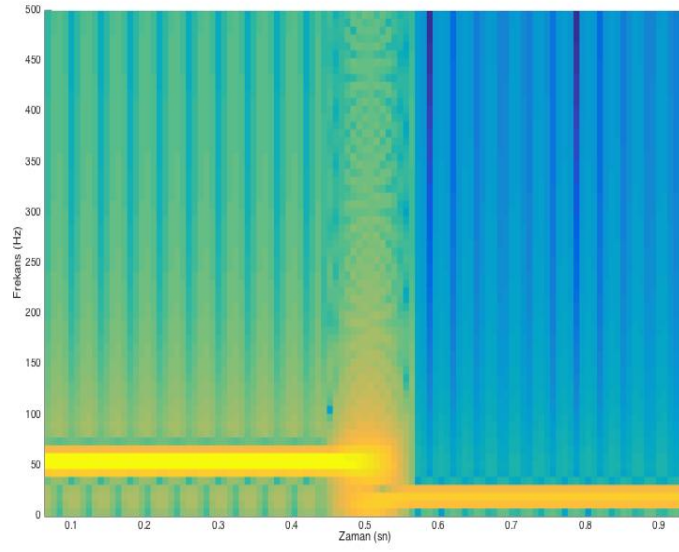
Şekil 3.13: $x(t)$ işaretinin zaman-genlik grafiği.

Yukarıdaki şekilde işaretin iki farklı zamanda diliminde, farklı genlik ve frekans değerlerine sahip olduğu kolaylıkla görülmektedir.



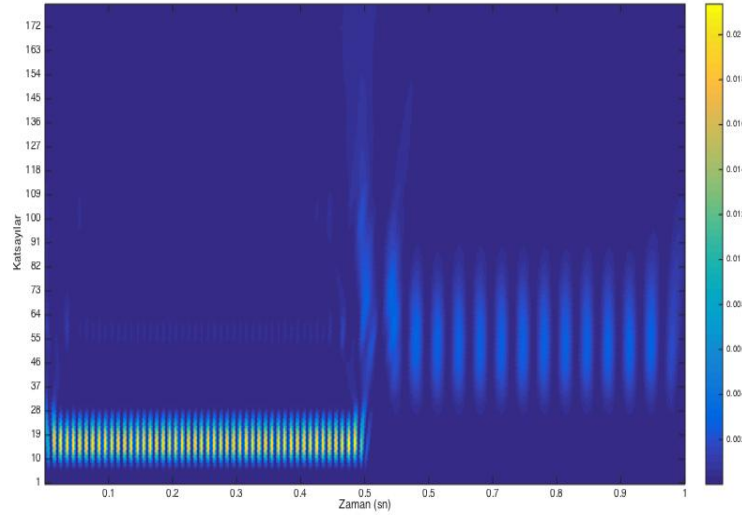
Şekil 3.14: $x(t)$ işaretinin Fourier Dönüşümü'yle elde edilen frekans-genlik izgesi.

İşaretin Fourier izgesi Şekil 3.14'te verilmektedir. Bir önceki örneğe benzer şekilde 50 Hz ve 15 Hz frekanslarındaki bileşenler genlik değerleriyle beraber izgede kolaylıkla fark edilmektedir. Fakat işaretin ilk 0.5 sn'lik zaman diliminde frekansının 50 Hz olduğu bilgisi bu grafikten okunamamaktadır. Hangi frekans bileşeninin hangi zamanda ortaya çıktığı bilgisini elde edebilmek için önce işaretin STFT'sini hesaplayalım. Elde edilen spektrogram Şekil 3.15'te gösterilmektedir. FT ile elde edilemeyen zaman-frekans izgesi bu dönüşüm yardımıyla elde edilmiştir.



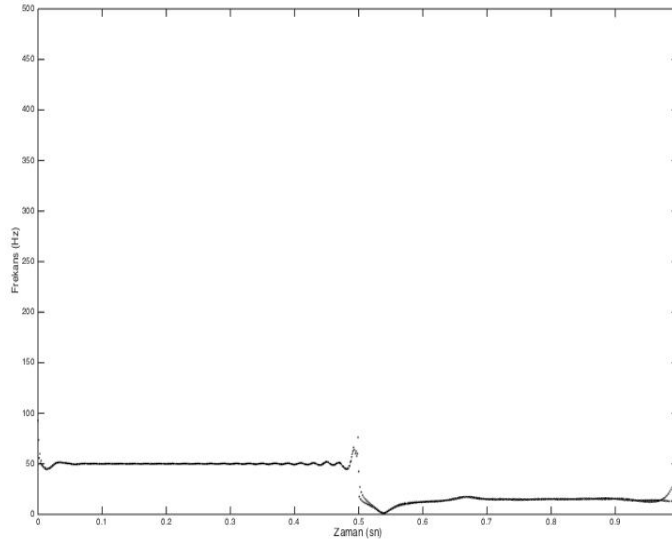
Şekil 3.15: $x(t)$ işaretinin STFT ile hesaplanan spektrogramı.

$x(t)$ işaretinin CWT ile hesaplanan skalogramı Şekil 3.16’da görülmektedir. Zaman-frekans bilgisine ek olarak işaretlerin belirtilen frekanslardaki genlikleri de bu grafikte kolaylıkla görülmektedir.



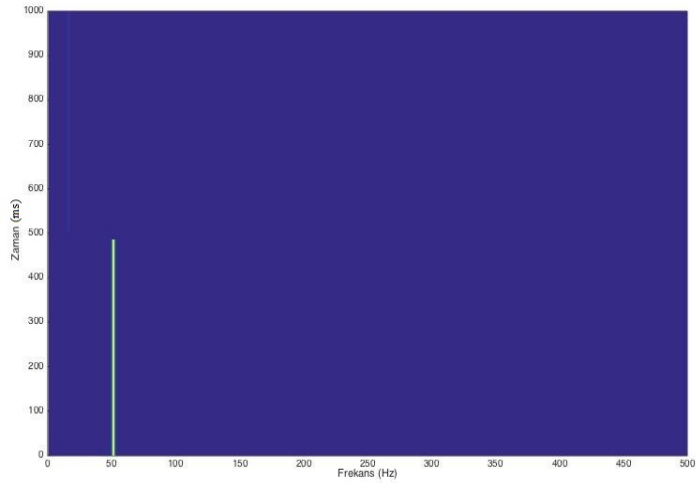
Şekil 3.16: $x(t)$ işaretinin CWT ile hesaplanan skalogramı.

Aynı işaretin HHT ile hesaplanan ve çizdirilen zaman-frekans izgesi de Şekil 3.18’de verilmektedir.



Şekil 3.17: $x(t)$ işaretinin HHT ile hesaplanan zaman-frekans izgesi.

Son olarak da $x(t)$ işaretinin DET ile hesaplanan Evrimsel İzgesi, Şekil 3.18’de verilmektedir.



Şekil 3.18: $x(t)$ işaretinin DET ile hesaplanan zaman-frekans izgesi.

Bu iki farklı örnekten elde ettiğimizi verileri yorumladığımızda, FT’nin genliği ve frekansı zamanla değişen işaretlerin analizi için uygun bir yöntem olmadığı açıkça görülmektedir. Şekil 3.7 ve Şekil 3.14 neredeyse birbirinin aynısıdır. 15 Hz ve 50 Hz frekanslarında iki bileşen şekiller üzerinde açıkça görülmektedir. Fakat bu frekans içeriklerinin hangi zaman anında ortaya çıktığı bilgisi mevcut değildir. STFT (Şekil 3.8

ve 3.15) ve CWT (Şekil 3.9 ve 3.16) ile hesaplanan izgelerin DET (Şekil 3.11 ve 3.18) ve HHT (Şekil 3.10 ve 3.17) ile hesaplanan izgeler ile karşılaştırmasına baktığımızda ise her iki işaret için de frekans içeriklerinin DET ve HHT ile hesaplanan izgelerde daha yüksek bir çözünürlükle ve daha net bir şekilde ortaya konmuş olduğunu görmekteyiz. HHT ile hesaplanan izgeler, diğerlerine oranla çok daha keskin ve net bir zaman-frekans izgesi sunmaktadır. Ayrıca zaman ya da frekans çözünürlüğünden birini iyileştirirken diğerinden feragat etmeye gerek duyulmamıştır.

HHT ve DET'nin diğer zaman frekans analiz yöntemlerinden farklılıkları ve üstünlükleri bu basit iki örnek üzerinden ortaya konmuştur. Bu motivasyondan hareketle bahsedilen iki yöntemin, genlik ve frekans içerikleri zamanla değişen sayısal modülasyonlu işaretlerin alıcıda modülasyon türüne karar verilmesi ve sınıflandırılan işaretlerin modülasyon seviyesinin belirlenmesi amaçlanmıştır. Bir sonraki bölüm olan Bulgular kısmında bu işaret analiz yöntemlerini temel alan sınıflandırıcılar algoritmik olarak tasarlanmakta ve literatürdeki benzer yöntemlerle karşılaştırılmaktadır.

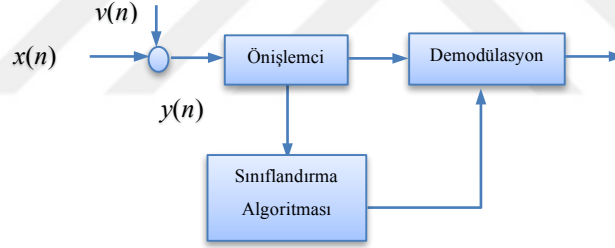
4. BULGULAR

Bu bölümde Bölüm 3.6 ve 3.7’de anlatılan zaman-frekans analiz yöntemleri kullanılarak çeşitli sayısal modülasyon türlerine ait işaretlerin gürültülü ortamlarda modülasyon türünün ve seviyesinin belirlenmesi için zaman-frekans analizi tabanlı farklı yöntemler ele alınacak ve bu yöntemlerin, modülasyon türü tanımadaki başarımları incelenecektir.

4.1. EVRİMSEL İZGE İLE MODÜLASYON TÜRÜ SINIFLANDIRILMASI

Bu alt bölümde Ayrık Evrimsel Dönüşüm kullanılarak Frekans Kaydırmalı Anahtarlama ve Faz Kaydırmalı Anahtarlama modülasyonuna sahip işaretleri sınıflandıran bir yöntem önerilmektedir.

4.1.1. Sistem Modeli



Şekil 4.1: Modülasyon tipi sınıflandırıcısının içyapısı.

Vericide üretilen ve ardından modülasyon işlemine tabi tutulan, devamında ise iletim kanalı yardımıyla alıcıya gelen $x(n)$ işareti, iletim ortamı boyunca çeşitli bozucu etkilere maruz kalır. Bu etkiler ortam gürültüsü, iletim zayıflaması ya da girişim gibi etmenler olabilir. İletim ortamındaki tüm bu bozucu etkiler $v(n)$ gürültüsü ile modellenir. Bu durumda alıcıya gelen işaret olan $y(n)$ şu şekilde ifade edilir:

$$y(n) = x(n) + v(n), \quad 0 \leq n \leq (N_0 - 1). \quad (4.1)$$

Burada N_0 modüle edilmiş işaretin sembol süresidir. Kanal gürültüsü $v(n)$, gücü σ_n^2 olan ve sıfır ortalamalı karmaşık Beyaz Gauss Gürültüsü olarak ($\mathfrak{N}(0, \sigma_n^2)$) modellenmektedir.

Bu çalışmada MFSK ve MPSK modülasyonlu işaret türlerinin birbirinden ayrıştırılması için kullanılacak bir algoritma geliştirileceğinden, PSK ve FSK modülasyonlu M adet işaretin dalga formu sırasıyla aşağıdaki gibi üretilir:

$$x_m(n) = \Re \left\{ g(n) e^{\frac{j2\pi(m-1)}{M}} e^{j2\pi f_c n} \right\} \quad (4.2)$$

$$= g(n) \cos \left(2\pi f_c n + \frac{2\pi}{M} (m-1) \right)$$

$$= g(n) \cos \left(\frac{2\pi}{M} (m-1) \right) \cos(2\pi f_c n) - g(n) \sin \left(\frac{2\pi}{M} (m-1) \right) \sin(2\pi f_c n),$$

$$s_m(n) = \Re \left[\sqrt{\frac{2\varepsilon}{T}} e^{i2\pi m \Delta_f n} e^{2\pi f_c n} \right] \quad (4.3)$$

$$= \sqrt{\frac{2\varepsilon}{T}} \cos [2\pi f_c n + 2\pi m \Delta_f n].$$

Yukarıdaki eşitliklerde $g(n)$ darbe şekillendirici filtreyi, f_c taşıyıcı frekansını, $\theta_m = \frac{2\pi(m-1)}{M}$, $m = 1, 2, \dots, M$ bilgiyi taşıyan taşıyıcının olası M adet fazını ifade etmektedir. N_0 sembol süresini göstermek üzere zaman aralığı, $0 \leq n \leq N_0$ olarak seçilmiştir. $g(n)$ fonksiyonu, süresi çoğunlukla sembol süresi kadar olan birim dikdörtgen dalga formunda seçilir. Eşitlik 4.3'teki ε işaretin enerjisi, Δ_f ise M farklı taşıyıcı frekansları arasındaki ayırımı ifade eder.

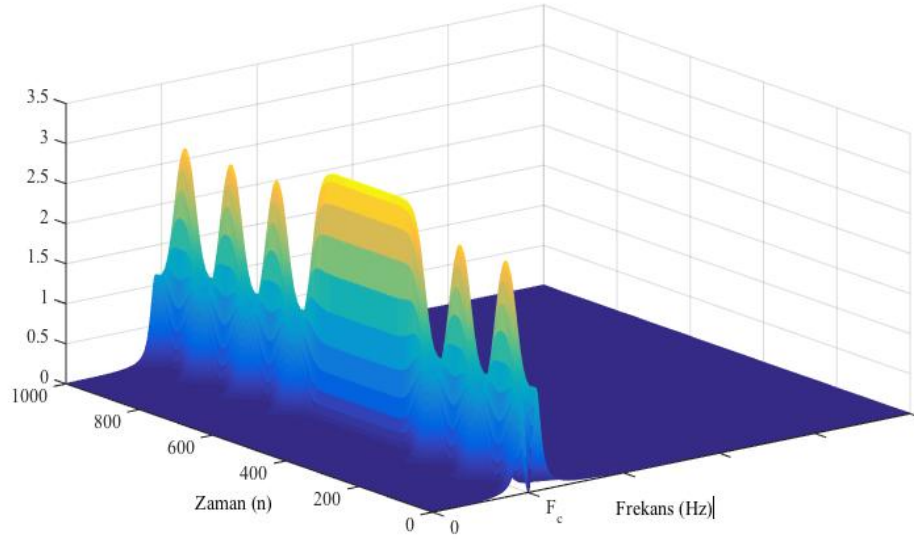
4.1.2. DET Tabanlı Modülasyon Sınıflandırma Algoritması

Sayısal modülasyonlu işaretler, genlik, faz ya da frekanslarında süreksizlikler içeren çevrimsel durağan işaretler olduğu için, geçici karakteristiklerin elde edilmesi için çeşitli zaman-frekans analiz yöntemleri kullanılabilir. WT, geçici işaret karakteristiklerinin elde edilmesi için uygun bir analiz aracıdır. Ho ve Prokopiw [47] WT'nin sayısal modülasyonlu işaretlere uygulanmasının sonucunda, farklı modülasyon türlerinde ayırt edici bir takım örüntüler meydana geleceğini ortaya koymuştur. Ho ve Prokopiw, modülasyon sınıflandırma algoritmaları yardımıyla MFSK ve MPSK işaretleri birbirinden ayırtırmaya çalışmışlardır. WT'nin genliğinin istatistiksel özellikleri MFSK ve MPSK işaretlerin ayrıştırılmasında öznitelik olarak kullanılmıştır. Bahsedilen

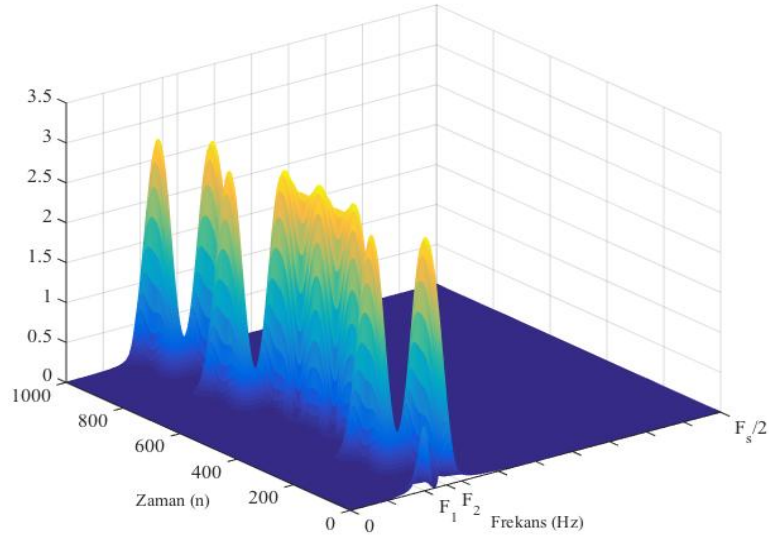
çalışmada WT'nin genliğinin medyan filtreden geçirilmiş halinin aldığı değere göre iki modülasyon türü birbirinden ayrıştırılmaktadır. İşaretin MFSK ya da MPSK modülasyonlu olduğuna karar verildikten sonra, WT'nin histogram ve tepe histogram değerlerine bakılarak sınıfiçi sınıflandırma yapılmaktadır.

Sayısal modülasyonlu işaretler durağan olmayan, yani istatistiksel özellikleri zamanla değişen işaretler olduğundan anlık faz ve frekans değişimlerini zaman-frekans analizi yöntemleriyle yüksek çözünürlük ve doğrulukla tespit etmek zorunluluğu ortaya çıkmaktadır. Yukarıda anlatılan çalışmadan yola çıkarak ve Bölüm 3.8.1. ve Bölüm 3.8.2'de elde edilen bulgular ışığında, durağan olmayan sonlu uzunluklu işaretlerin zaman-frekans analizinde DET'nin yüksek bir çözünürlük sunması ve yüksek doğrulukta işaretin zaman-frekans bileşenlerini elde edebilmesi özelliğinin yardımıyla, bu dönüşümün, işaretlerin modülasyon türünün sınıflararası ve sınıfiçi sınıflandırılmasında önemli bir araç olarak kullanılabileceği öngörülmektedir.

Şekil 4.2 ve Şekil 4.3' te $\{1,0,1,1,1,0,1,0\}$ giriş bit dizisi için 2PSK ve 2FSK modüleli işaretlerin DET ile hesaplanan evrimsel izgeleri verilmektedir. Her iki şekil incelendiğinde işaretin fazının ya da frekansının değişmediği durumlarda evrimsel izgenin genliğinin sabit kaldığı, 2PSK için giriş işaretinin fazının değişme anlarında işaretin enerjisinin anlık olarak azaldığı daha sonra ise tekrar aynı seviyeye geldiği gözlenmektedir. Bu benzer durum 2FSK modülasyonlu işaretlerde de gözlenmektedir. Aradaki fark ise enerji seviyesindeki düşüşün 2PSK modülasyonlu işaretlerde daha az olmasıdır. Bu gözlemden hareketle işaretin enerjisindeki değişimlerin bize, işaretin modülasyon türünü ayırt etmede yol gösterici olacağı fikri ortaya atılmıştır.



Şekil 4.2: 2PSK işaretinin DET ile hesaplanan evrimsel izgesi.

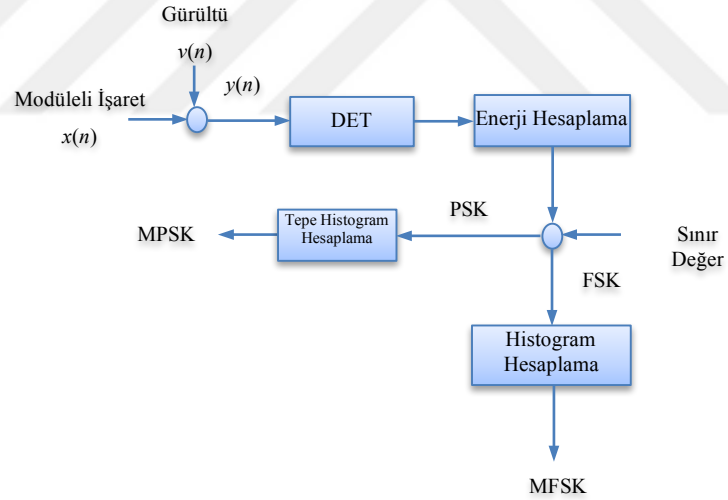


Şekil 4.3: 2FSK işaretinin DET ile hesaplanan evrimsel izgesi.

DET tabanlı modülasyon türü sezici algoritmanın blok diyagramı Şekil 4.4'te verilmektedir. Modüleli $x(n)$ işareti üzerine eklenen kanal gürültüsü ile beraber alıcı girişindeki $y(n)$ işaretini oluşturmaktadır. Alıcıdaki $y(n)$ işaretinin Bölüm 3.6.2'de matematiksel formülü verildiği şekilde DET ile Evrimsel izgesi hesaplanır. Benzetim işlemlerine geçmeden önce alıcı girişindeki işaretin sırasıyla MFSK ve MPSK modülasyonlu olması durumunda farklı gürültü seviyelerinde gürültünün toplam beyaz

Gauss gürültüsü olması varsayımında, işaretlerin DET ile evrimsel izgeleri hesaplanmıştır. İşaretin türüne göre $x(n)$ modüleli işaretin enerjisinin normalize olduğunu da göz önünde bulundurarak evrimsel izge ile hesaplanan enerjilerin farklı modülasyon türleri için farklı değer aralıklarında kaldığı gözlemlenmiştir. Böylece işaretlerin enerjilerinin önceden deneysel olarak belirlenen sınır değerler ile karşılaştırılması sonucu işaretin modülasyon türüne karar verilebilmektedir.

Sınıflararasında karar verildikten sonra bir sonraki aşamada yapılacak olan işlem işaretin modülasyon seviyesine karar vermektir. Bunun için [47]'de önerilen yöntemle benzer şekilde histogram ve tepe histogram bilgisinden yararlanılır. Buna göre MPSK modülasyonlu işaretler için evrimsel izgenin tepelerinin histogramındaki tepe sayısı $M/2$ ile $M-1$ arasında ise modülasyon seviyesinin M olduğuna karar verilir. MFSK modülasyonlu işaretler içinse evrimsel izgenin histogramındaki tepe sayısı $M/2$ ile M arasında ise modülasyon seviyesinin M olduğuna karar verilir [48].



Şekil 4.4: DET tabanlı modülasyon sezici.

4.1.3. Benzetim Sonuçları

DET tabanlı modülasyon sezicinin doğru sınıflandırma başarımını incelemek için ve [46] ile karşılaştırmak için taşıyıcı frekansı $f_c = 15 \text{ kHz}$, örnekleme frekansı $f_s = 150 \text{ kHz}$ ve sembol oranı ise $r_s = 1200 \text{ sembol/sn}$, FSK modülasyonlu işaretlerin için de frekanslar arası ayırım $\Delta_f = 5 \text{ kHz}$ seçilerek, MPSK ve MFSK işaretler $M = \{2, 4, 8\}$ için üretilmiştir. Sezici girişinde işaretlerin beyaz Gauss gürültülü işaretler

olduğu varsayılmaktadır. Benzetim sonuçları 100 bağımsız Monte Carlo denemesi sonucunda elde edilmiştir.

Bölüm 4.1.2’de anlatılan algoritma ile işaretlerin evrimsel izgeleri, enerjileri, evrimsel izgedeki tepelerin histogramı ve histogramlarının tepeleri hesaplanmış ve çeşitli SNR değerleri için her bir modülasyon türünün 400 kez üretilmesi ile elde edilen sınır değerler yardımıyla sınıflandırma başarımları elde edilmiştir.

Tablo 4.1’de SNR = 13 dB için DET ve WT kullanılarak MPSK ve MFSK modülasyonlu işaretlerin doğru sınıflandırma oranları verilmektedir.

Tablo 4.1: Sınıflandırma sonuçları (SNR = 13 dB).

<i>Modülasyon Türü</i>	<i>DET Tabanlı Sınıflandırma Algoritması</i>		<i>WT Tabanlı Sınıflandırma Algoritması</i>	
	PSK	FSK	PSK	FSK
2PSK	% 99	% 1	% 98	% 2
4PSK	% 97	% 3	% 95	% 5
8PSK	% 98	% 2	% 96	% 4
2FSK	% 0	% 100	% 0	% 100
4FSK	% 0	% 100	% 0	% 100
8FSK	% 0	% 100	% 0	% 100

Tablo 4.2’de SNR = 13 dB için DET ve WT kullanılarak MPSK modülasyonlu işaretlerin modülasyon seviyelerinin doğru sınıflandırma oranları verilmektedir.

Tablo 4.2: PSK için sınıflandırma sonuçları (SNR = 13 dB).

<i>Modülasyon Tipi</i>	<i>DET Tabanlı Sınıflandırma Algoritması</i>			<i>WT Tabanlı Sınıflandırma Algoritması</i>		
	2PSK	4PSK	8PSK	2PSK	4PSK	8PSK
2PSK	% 99	% 1	% 0	% 94	% 6	% 0
4PSK	% 0	% 98	% 2	% 0	% 83	% 17
8PSK	% 0	% 0	% 100	% 0	% 0	% 100

Tablo 4.3’te ise SNR = 15 dB için DET ve WT kullanılarak MFSK modülasyonlu işaretlerin modülasyon seviyelerinin doğru sınıflandırma oranları verilmektedir.

Tablo 4.3: FSK için sınıflandırma sonuçları (SNR = 15 dB).

	<i>DET Tabanlı Sınıflandırma Algoritması</i>			<i>WT Tabanlı Sınıflandırma Algoritması</i>		
<i>Modülasyon Tipi</i>	<i>2FSK</i>	<i>4FSK</i>	<i>8FSK</i>	<i>2FSK</i>	<i>4FSK</i>	<i>8FSK</i>
<i>2FSK</i>	% 97	% 2	% 1	% 93	% 7	% 0
<i>4FSK</i>	% 0	% 100	% 0	% 0	% 100	% 0
<i>8FSK</i>	% 0	% 0	% 100	% 0	% 0	% 100

SNR = 13 dB için önerilen algoritma sınıflararasında karar verirken, MFSK modülasyonlu işaretleri WT tabanlı algoritmayla benzer başarımlı performansında yani % 100 doğrulukla ayırt edebilmiştir. MPSK modülasyonlu işaretler içinse DET tabanlı algoritma işaretin modülasyon seviyesinin 2 olması durumunda % 1, 4 olması durumunda ise % 2 daha yüksek doğrulukla sınıflandırma yapmıştır. Yine aynı SNR değeri için PSK modülasyonlu işaretlerin sınıfı sınıflandırmasında önerilen algoritma 2PSK için % 5, 4PSK için % 15 daha yüksek doğrulukla karar vermektedir. 8PSK için sınıflandırma başarımı aynıdır FSK modülasyonlu işaretler için sınıflandırma başarımına baktığımızda ise SNR = 15 dB için 2FSK modülasyonlu işaretler için DET tabanlı algoritma % 4 daha iyi sınıflandırma yapmakta iken diğer modülasyon seviyeleri için her iki algoritmanın da sınıflandırma yüzdeleri aynıdır (% 100).

Bilgisayar benzetimleri sonucu önerilen DET tabanlı modülasyon tanıma sisteminin WT tabanlı modülasyon tanıma sistemine oranla işaretin modülasyon seviyesi arttıkça yüksek bir doğrulukla, türler arası ve tür içi sınıflandırma yaptığı ortaya konmuştur.

4.2. HILBERT-HUANG DÖNÜŞÜMÜ İLE SAYISAL MODÜLASYON TÜRÜ SINIFLANDIRILMASI

Bu alt bölümde HHT kullanılarak, işaretlerin anlık zaman-frekans ve zaman-genlik bilgileri elde edilmekte ve elde edilen bu bilgiler alıcısındaki işaretin modülasyon türünün belirlenmesinde kullanılmaktadır.

4.2.1. Sistem Modeli

Bir önceki bölümde anlatıldığı üzere, HHT çok-bileşenli işaretleri, tek bileşenli işaret parçacıklarına ayırıp, tek bileşenli işaretlerin anlık genlik ve anlık faz bilgisini elde etmek için kullanılan bir yöntemdir. Sayısal modülasyon işaretleri, kullanılan modülasyon türüne bağlı olarak, farklı anlık genlik faz ve frekans bilgisine sahiptir.

Sayısal modülasyon türlerinin sınıflandırılmasında HHT kullanma fikri ilk olarak Zhao ve diğ. tarafından [96]'da ortaya atılmıştır. BPSK, BFSK ve 16QAM modülasyonlu işaretlerin HHT ile elde edilen anlık frekans ve faz bilgileri bir SVM yardımıyla sınıflandırılmıştır. Bu çalışmada SNR = 20 dB seviyesinde bile % 100 başarıma ulaşamamış doğru sınıflandırma oranı %88 seviyelerinde kalmıştır. HHT'yi modülasyon türü sınıflandırmasında kullanan bir diğer çalışma ise Hou ve Tian'a [97] aittir. Bu çalışmada HHT ile elde edilen zaman-frekans-genlik ve zaman-frekans-faz bilgileri bir sinir ağ yapısını eğitmek için kullanılmıştır. Bu yapay sinir ağ yapısıyla da alıcısındaki işaretin modülasyon türüne karar verilmektedir. Bu çalışmadaki en büyük eksiklik herhangi bir kanal ya da ortam gürültüsünün modülasyon tanımadaki etkisini ortaya koymamasıdır. Bu Alt bölümde, yine Bölüm 3.8.1 ve Bölüm 3.8.2'de HHT'nin durağan olmayan işaretler için oldukça uygun bir zaman-frekans analiz yöntemi olması fikrinden hareketle herhangi bir ek bir matematiksel yöntem ve istatistiksel sınıflandırıcı kullanmayan bir sınıflandırıcı önerilmektedir. Çalışmanın bu kısmında MASK, MFSK ve MPSK modülasyonlu işaretler sınıflandırılacaktır.

MASK, MFSK ve MPSK işaretlerin Toplamsal Beyaz Gauss Gürültülü ortamlarda modülasyon türünün belirlenmesinde kullanılan işaretler, aşağıdaki ifade yardımıyla elde edilmektedir [4]:

$$s_{\theta} = a_{\theta} \cos\left(\frac{2\pi f_{\theta}}{f_s} i + \phi_{\theta}\right), N_s \geq i \geq 1, \theta = 0, 1, \dots, M - 1. \quad (4.4)$$

Burada, N_s sembol uzunluğu, M ise modülasyon seviyesidir. İşaretleri üretmek için kullanılan a_{θ} , f_{θ} ve ϕ_{θ} parametreleri Tablo 4.4'teki gibi seçilmektedir.

4.2.2. HHT Tabanlı Sınıflandırma Algoritması

İlk olarak farklı modülasyon türlerinin birbirinden ayrıştırılmasının devamında ise sezilen modülasyon türünün seviyesinin belirlenmesi hedeflenmektedir. Eşitlik 4.4'e göre üretilen işaretlere çeşitli SNR değerlerinde AWGN eklenir. Bölüm 3.7'deki EMD yöntemine göre gürültülü işaretlerin IMF'leri elde edilir. Her bir IMF'in Hilbert Dönüşü'mü Eşitlik 3.36'ya göre hesaplanır. Ardından Eşitlik 3.38 ve Eşitlik 3.40 yardımıyla da işaretin IMF'lerinin anlık genlik ($a_i(n)$) ve anlık frekans değerleri ($f_i(n)$) elde edilir.

Tablo 4.4: Modülasyon parametreleri.

<i>Modülasyon Türü</i>	<i>M</i>	<i>a_θ</i>	<i>f_θ</i>	<i>φ_θ</i>
<i>MASK</i>	2	$0.8\theta + 0.2$	f_c	0
	4	$0.25\theta + 0.25$	f_c	0
<i>MPSK</i>	2	1	f_c	$(1 - \theta)\pi$
	4	1	f_c	$\theta(\pi/2)$
<i>MFSK</i>	2	1	$4r_b\theta + f_c - 2r_b$	0
	4	1	$f_c - (\theta + 1)r_b, \theta < 2$	0
			$f_c + (\theta - 1)r_b, \text{diğer}$	

Önerilen algoritma şu şekilde çalışmaktadır: Öncelikle MASK modülasyonlu işaretlerin diğer türlerden ayrılması için bu modülasyon türünün bilgiyi işaretin genliğinde taşıyor olduğunu vurgulamak gerekmektedir. Girişteki işaret değiştikçe modüleli işaretin genliği de değişmektedir. MASK modülasyonlu işaretlerin HHT ile hesaplanan anlık genlik değerlerinin Hilbert Genlik İzgesi ($HS(\omega, t)$) ile ifade edildiği Eşitlik 3.41’de gösterilmektedir. Anlık genlik bilgisinin zaman içinde değişiyor olacağı kaçınılmaz bir geçektir. MASK modülasyonlu işaretlerin anlık genlik değerlerinin istatistiksel ortalama değeri ($\mathbb{T}_1$) bulunur. İşaret bilgiyi genliğinde iletiyor olduğundan bu değer MASK modülasyonlu işaretler için belirli bir sınırın üzerinde kalırken, MFSK ve MPSK modülasyonlu işaretlerde bu değer sınırın altındadır. Anlık genliklerin ortalama değerinin karşılaştırıldığı $\mathbb{T}_1$ değeri, E istatistiksel ortalamayı göstermek üzere, aşağıdaki eşitlikle hesaplanan değerler arasından seçilir:

$$\mathbb{T}_1 = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^N E[HS_k(\omega, t)] . \quad (4.5)$$

Burada N , her bir modülasyon türüne ait işaretlerin gerçekleşme sayısıdır.

ASK modülasyonlu işaretler, diğer modülasyon türlerinden ayrıldıktan sonraki aşama, işaretlerin modülasyon boyutunun belirlenmesidir. HHT ile hesaplanan zaman-frekans dağılımlı genlik değerleri incelendiğinde, genliğin taşıyıcı frekansı etrafında bir takım değerler aldığı görülür. Bu değerler, modülasyonun boyutuna bağlı olarak ortalama değer etrafında farklı varyanslara sahiptirler. Ortalama değer etrafındaki salınım, 2ASK

modülasyonlu işaretlerde, 4ASK modülasyonlu işaretlere göre daha fazladır. Modülasyon boyutu belirlemede kullanılan $\mathbb{T}_2$ sınır değeri Hilbert Genlik İzgelerinin varyanslarının N deneme ile elde edilen ortalaması ile hesaplanır.

$$\mathbb{T}_2 = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^N \sigma^2[HS_k(\omega, t)] . \quad (4.6)$$

MASK modülasyonlu işaretler ayrıştırılıp sınıflandırıldıktan sonra MFSK ve MPSK modülasyonlu işaretlerin birbirinden ayrıştırılmasına geçilir. Bu iki modülasyon türünün ayrıştırılmasında kullanılacak olan öznelitik HHT ile hesaplanan anlık frekans değerleri olacaktır. Teorik olarak işaretlerin frekanslarına bakıldığında, MFSK modülasyonlu işaretlerin birden farklı frekans değerlerine sahip olması beklenirken, MPSK modülasyonlu işaretlerin tek bir frekansta yani taşıyıcı frekansında bileşenleri olması beklenir. HHT ile hesaplanan frekans değerlerinin histogramında birden fazla bileşenin olması işaretin MFSK modülasyonun sahip olduğunu gösterir. Ortam ya da kanal gürültüsü hesaba katıldığında frekans değerlerinde bir takım sapmaların meydana geldiği fakat genel frekans karakteristiğinin çok fazla değişmediği gözlemlenmiştir. Bu iki modülasyon türünü ayırtmak için işaretlerin anlık frekansının histogramının varyansına bakılır, MFSK modülasyonuna sahip işaretlerde bu değer belirli bir sınır değerinin altında kalır. Anlık frekans değerlerinin histogramının varyansı, $\mathbb{H}$ histogramı göstermek üzere, $\sigma^2\{\mathbb{H}(f(n))\}$ ile gösterilir. Varyansların karşılaştırıldığı sınır değeri $\mathbb{T}_3$, MFSK modülasyonlu işaretler için aşağıdaki gibi hesaplanır. Benzer şekilde $\mathbb{T}_4$ ise MPSK modülasyonlu işaretler için hesaplanır.

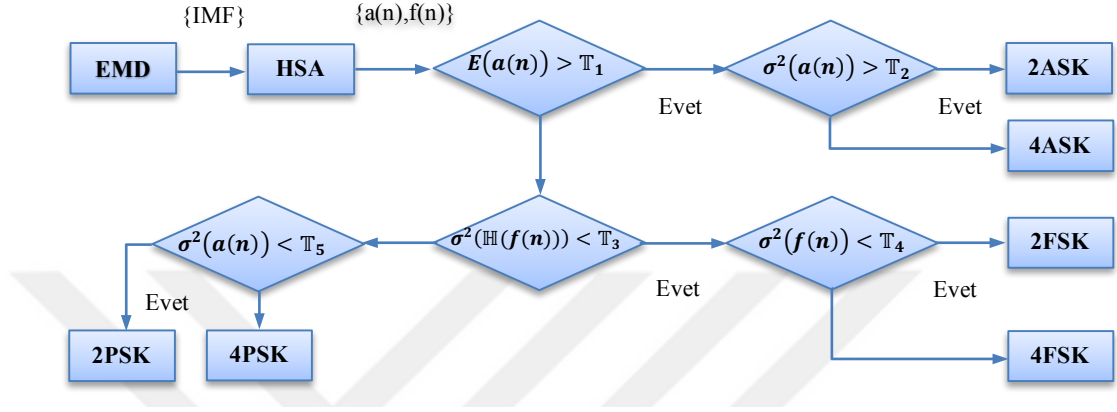
$$\mathbb{T}_3 = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^N \sigma^2\{\mathbb{H}(f_k(n))\} . \quad (4.7)$$

MFSK modülasyonlu işaretlerin modülasyon boyutunu belirlemek için yine frekans değerlerinin histogramından yararlanılır. 2FSK modülasyonlu işaretlerin varyansı 4FSK modülasyonlu işaretlerin varyansından daha küçüktür.

MPSK modülasyonlu işaretlerin modülasyon boyutunun belirlenmesi için anlık genlik bilgisine bakmak yeterlidir, çünkü 4PSK modülasyonlu işaret hem fazında hem de genliğinde bilgi taşımaktadır. 2PSK modülasyonlu işaretlerin anlık genliğinin varyansı, 4PSK modülasyonlu işaretlerin anlık genliğinin varyansına göre daha küçük olduğu

gözlemlenmiştir. Modülasyon boyutunu belirlemek için kullanılan sınır değeri olan T_5 Eşitlik 4.6'ya benzer şekilde yalnızca 2PSK ve 4PSK işaretleri için hesaplanır.

Yukarıda açıklanan modülasyon tanıma ve sınıflandırma algoritması Şekil 4.5'te özetlenmiştir.



Şekil 4.5: HHT tabanlı modülasyon sınıflandırma algoritması.

4.2.3. Benzetim Sonuçları

Yukarıda önerilen ayrıştırma ve sınıflandırma yönteminin doğruluğunu test etmek amacıyla altı farklı modülasyon türüne ait işaret Eşitlik 4.4'e göre $M = 2$ ve $M = 4$ için üretilmiştir. Taşıyıcı frekansı $f_c = 1200 \text{ kHz}$ ve sembol hızı $r_s = 12.5 \text{ kHz}$ seçilmiştir. Örnek sayısı ise 2048'dir. Her bir modülasyon türüne ait işaret $N = 400$ kez gerçekleştirilmiştir.

Modülasyon türlerini ayırmak ve kendi içinde sınıflandırma yapmak için kullanılan sınır değerler farklı gürültü koşullarında farklı değerler almaktadır. İşaretlere ait birinci IMF'in varyansı yaklaşık olarak gürültünün varyansına eşittir. SNR = 10 dB için $T_1 = 6.9 \times 10^{-2}$, $T_2 = 2 \times 10^{-1}$, $T_3 = 100 \times 10^2$, $T_4 = 80 \times 10^3$, $T_5 = 1.4 \times 10^{-1}$; SNR = 20 dB için $T_1 = 7.9 \times 10^{-2}$, $T_2 = 12.09 \times 10^{-2}$, $T_3 = 250 \times 10^3$, $T_4 = 150 \times 10^3$, $T_5 = 0.52 \times 10^{-2}$ olarak hesaplanmıştır.

HHT kullanılarak yapılan modülasyon sınıflandırmasının karar yüzdeleri SNR = 10 dB ve SNR = 20 dB için sırasıyla Tablo 4.4 ve Tablo 4.5'te verilmiştir.

Tablo 4.5: SNR = 10 dB için sınıflandırma yüzdeleri.

	<i>2ASK</i>	<i>4ASK</i>	<i>2FSK</i>	<i>4FSK</i>	<i>2PSK</i>	<i>4PSK</i>
<i>2ASK</i>	95.25	4.75	0	0	0	0
<i>4ASK</i>	1.75	98.25	0	0	0	0
<i>2FSK</i>	0	0	98	2	0	0
<i>4FSK</i>	0	0	0.5	99.5	0	0
<i>2PSK</i>	0	0	0	0	100	0
<i>4PSK</i>	0	0	0	0	0.5	99.5

Elde edilen sonuçlar [97] ile karşılaştırıldığında sınıflandırmanın gürültülü işaretler arasında yapıldığı düşünülecek olunursa (bu çalışmada gürültünün türünden ve seviyesinden bahsedilmemektedir), önerdiğimiz yöntemle elde edilen sınıflandırma başarımının daha yüksek olduğu görülebilir. Tablolardan da anlaşılabacağı üzere önerilen yöntemle türler arası sınıflandırmada yanlış karar verme olasılığı yoktur.

Ayrıca önerilen algoritmanın sonuçlarını [96]'daki çalışma ile karşılaştıracak olursak (her ne kadar bahsedilen çalışmada benzetim koşulları ve parametrelerinden bahsedilmemiş olsa da) önerilen algoritma SNR = 20 dB'de 2FSK modülasyonlu işaretleri aynı oranda yani % 100 doğru sınıflandırırken, 2PSK modülasyonlu işaretlerin sınıflandırılması [96]'da SVM'de Gauss ve doğrusal çekirdeğin paralel kullanılması durumunda % 88.56 oranında bir doğru sınıflandırma yaparken bu bölümde önerilen HHT tabanlı algoritma % 100 oranında bir başarımlı sağlamaktadır

Tablo 4.6: SNR = 20 dB için sınıflandırma yüzdeleri.

	<i>2ASK</i>	<i>4ASK</i>	<i>2FSK</i>	<i>4FSK</i>	<i>2PSK</i>	<i>4PSK</i>
<i>2ASK</i>	100	0	0	0	0	0
<i>4ASK</i>	0	100	0	0	0	0
<i>2FSK</i>	0	0	100	0	0	0
<i>4FSK</i>	0	0	0	100	0	0
<i>2PSK</i>	0	0	0	0	100	0
<i>4PSK</i>	0	0	0	0	0	100

4.3. HHT İLE MQAM MODÜLASYONLU İŞARETLERİN SINIFLANDIRILMASI

Bu alt bölümde de HHT kullanılarak, MQAM işaretlerin anlık zaman-frekans ve zaman-genlik bilgileri kullanılarak modülasyon seviyesi belirlenmektedir.

4.3.1. Sistem Modeli

Dördün genlik kiplenimi, yüksek veri hızı ve yüksek bant genişliği verimliğine ihtiyaç duyulan sistemlerde kullanılan bir modülasyon türüdür. Sayısal durumda, QAM modülasyonlu işaretler PSK ve ASK modülasyonlu işaretlerken, analog durumda ise faz ve genlik modülasyonunun bir bileşimidir. Matematiksel olarak bir MQAM işaret iki farklı taban fonksiyonu tarafından tanımlanmaktadır [98].

$$s_i(t) = \sqrt{E_0}a_i\phi_1(t) + \sqrt{E_0}b_i\phi_2(t), a_i, b_i = (\pm 2k + 1, \pm 2l + 1) \quad (4.8a)$$

$$k, l = 1, 2, \dots, \sqrt{M}$$

Burada,

$$\phi_1(t) = \sqrt{\frac{2}{T}} \cos(2\pi f_c t), \phi_2(t) = \sqrt{\frac{2}{T}} \sin(2\pi f_c t). \quad (4.8b)$$

Eşitlik 4.8a'da E_0 iletilen işaretin enerjisi, f_c ise taşıyıcı frekansdır. Modüle edilmiş dalga şekli, aynı frekansta iki farklı dikgen taşıyıcıdan oluşmaktadır. Her bir taşıyıcı, bilgi işaretini farklı genlik seviyelerinde (a_i, b_i) modüle eder.

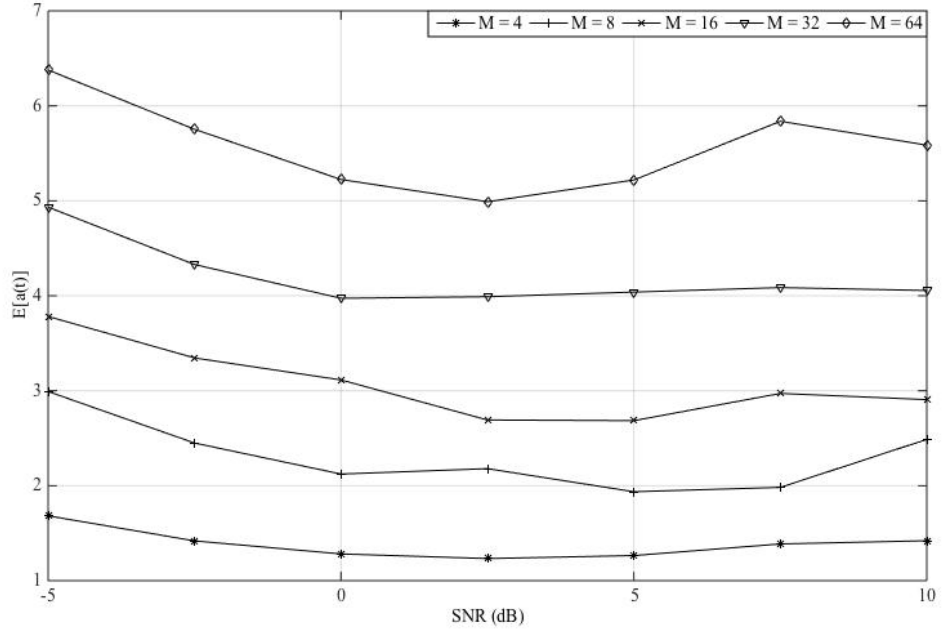
4.3.2. MQAM İşaretler için HHT Tabanlı Sınıflandırıcı

Sayısal QAM işaretleri aynı zamanda hem faz, hem de genlik modülasyonlu işaretler olup, durağan olmayan işaretlerdir. Bu sebeple alıcıdaki işaretin, anlık karakteristikleri HHT ile kolayca hesaplanabilir.

Her bir farklı modülasyon seviyesinde QAM işareti, Eşitlik 4.8 uyarınca, farklı sayıda genlik ve faza sahip olur. Örneğin 4QAM işareti yalnızca bir adet genlik seviyesi ve 4 farklı faz değerine sahipken, 8QAM işareti iki farklı genlik seviyesi ve dört farklı faz değerine sahiptir. 16QAM, işaret kümesine bağlı olarak, iki, üç ya da dört farklı genlik seviyesine ve sekiz ya da on iki farklı faza sahip olabilir.

MQAM işaretlerinin modülasyon seviyelerinin belirlenebilmesi için Eşitlik 4.7'deki işaretlere çeşitli seviyelerde gürültüler eklendikten sonra işaretlerin IMF'leri EMD ile hesaplanır. Daha sonra ise Hilbert İzgesel Analizi ile farklı gürültü seviyelerindeki, farklı modülasyon düzeylerine sahip işaretlerin anlık genlik değerleri hesaplanır. Anlık genlik değerlerinin istatistiksel ortalamaları alındığında ve gürültünün de değiştiği

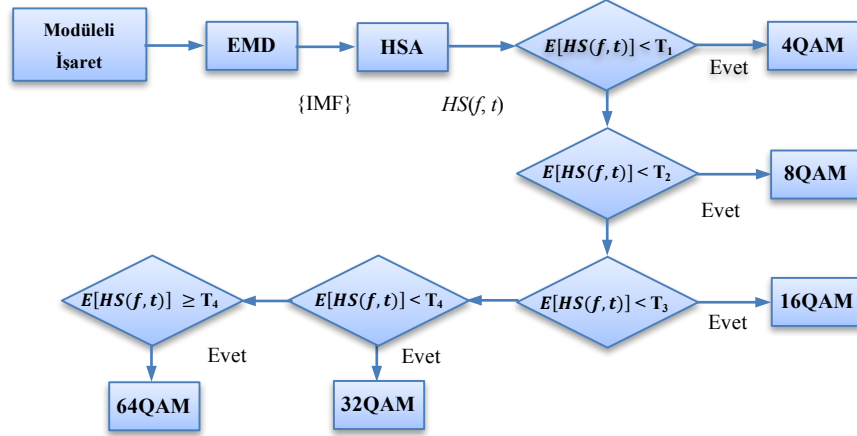
varsayıldığında işaretin modülasyon seviyesi değiştikçe, anlık genliğin istatistiksel ortalamasının gürültüden çok az etkilendiği fakat farklı modülasyon seviyeleri için farklı değerler aldığı gözlemlenmiştir. SNR -5 ile 10 dB arasında değişiyorken bahsedilen değişim Şekil 4.4'te gösterilmektedir.



Şekil 4.6: MQAM işaretleri için anlık genliğin istatistiksel ortalaması.

Şekil 4.6'da görüldüğü gibi, uygun eşik değerleri seçilirse, alınan işaretin anlık genliğinin istatistiksel ortalaması, MQAM işaretlerin modülasyon seviyesi olan M 'i belirleyebilmek için oldukça uygun bir özneliktir.

Şekil 4.7'de yukarıda bahsedilen sınıflandırma algoritmasının şematik bir özeti sunulmaktadır.



Şekil 4.7: HHT tabanlı MQAM sınıflandırma algoritması.

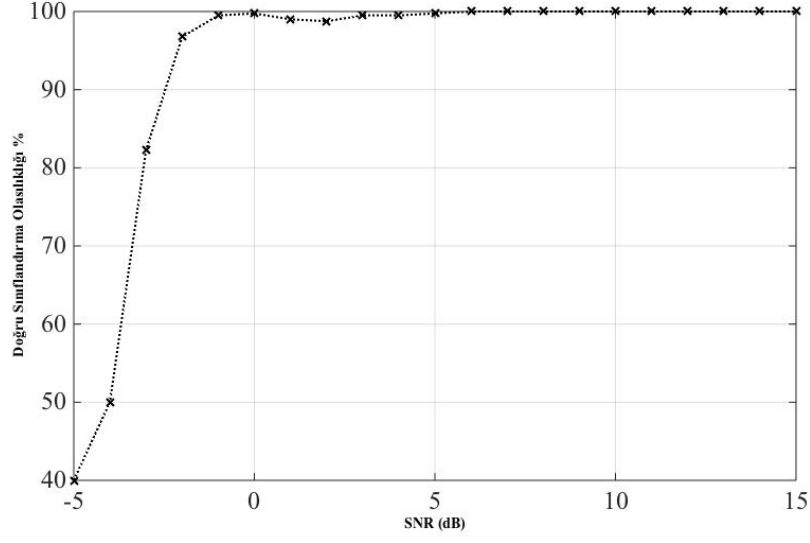
4.3.3. Benzetim Sonuçları

HHT tabanlı MQAM modülasyon sınıflandırıcısının başarımını incelemek için Eşitlik 4.8 yardımıyla $M = \{4, 8, 16, 32, 64\}$ için mesaj işaretleri oluşturulmuştur. Benzetim parametreleri ise Tablo 4.7'deki gibi seçilmiştir.

Tablo 4.7: Benzetim parametreleri.

Parametreler	Değer
Taşıyıcı Frekansı	$f_c = 24 \text{ kHz}$
Sembol Hızı	$r_s = 2400 \text{ Hz}$
Örnekleme Hızı	$f_s = 153.6 \text{ kHz}$
Sembol Sayısı	64
Toplam örnek sayısı	4096

Şekil 4.6'daki bilgiler ışığında, sınıflandırma algoritmasında kullanılacak olacak olan eşik değerler şu şekilde seçilmiştir: $T_1 = 1.8$, $T_2 = 2.5$, $T_3 = 3.5$ ve $T_4 = 4.6$. Önerilen algoritmanın doğru sınıflandırma başarımı incelemek için de rastgele 400 adet MQAM işareti üretilmiştir. SNR değeri -5 ile 15 dB arasında değişiyorken doğru sınıflandırma olasılıkları Şekil 4.8'de görülmektedir.



Şekil 4.8: MQAM için doğru sınıflandırma olasılıkları.

SNR'ın pozitif değerleri için yüksek doğrulukla sınıflandırma yapılmaktadır. WT'yi öznetelik çıkarma aracı olarak kullanan [99] çalışmayla kıyaslama yapılacak olunursa Tablo 4.8 uyarınca bu alt bölümde önerilen modülasyon seviyesi belirleme algoritması % 100 doğru sınıflandırma başarısına 0 dB'de ulaşırken WT tabanlı algoritma bu başarıma ancak darbe şekillendirici filtre kullanılması durumunda 7 dB seviyesinde erişmektedir.

Tablo 4.8: Doğru sınıflandırma yüzdesi karşılaştırması.

<i>Doğru Sınıflandırma Yüzdesi</i>	<i>HHT</i>	<i>WT</i>
60	-3.5 dB	0 dB
70	-3 dB	1.8 dB
80	-2.5 dB	2.5 dB
90	-2 dB	4.5 dB
100	0 dB	7 dB

4.4. DÜZGÜN OLMAYAN SIKIŞTIRILMIŞ ÖRNEKLER KULLANARAK WAVELET ÇEVİRİMSSEL ÖZNİTELİK TABANLI OTOMATİK MODÜLASYON TANIMA

Bu alt bölümde çevrimsel öznitelik tabanlı bir sınıflandırma algoritmasının genlik kaydırmalı modülasyon türünün modülasyon seviyesinin belirlenmesinde kullanılması durumunda bir algoritma önerilmektedir.

4.4.1. Çevrimsel Öznitelik

İşaretin çevrimsel kovaryansının Fourier Serisine çevrimsel öznitelik denir. $x(t)$ gerçel değerli işaret için zamanla değişen kovaryans şu şekilde hesaplanır:

$$r_x(n, v) = E[x(nT_s)x^*(nT_s + vT_s)] = E[x[n]x^*[n + v]]. \quad (4.9)$$

Buradan $r_x(n, v)$ 'nin çevrimsel kovaryans fonksiyonu

$$\tilde{r}_x^{(c)}(a, v) = \left\{ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1-v} r_x(n, v) e^{-j\frac{2\pi}{N}an} \right\} e^{-j\frac{\pi}{N}bv} \quad (4.10)$$

şeklinde bulunur.

Wiener-Khintchine teorimine göre, çevrimsel kovaryansın v gecikme süresine göre Fourier Dönüşümü, Çevrimsel Spektrumu verir:

$$s_x^{(c)}(a, b) = \sum_{n=0}^{N-1} \tilde{r}_x^{(c)}(a, v) e^{-j\frac{2\pi}{N}bv}. \quad (4.11)$$

$r_x(n, v)$ vektör olarak düzenlenmek istenirse $N(N + 1)/2$ uzunluklu $\mathbf{r}_x$ elde edilir.

$$\mathbf{r}_x = [r_x(0,0), r_x(1,0), \dots, r_x(N-1,0), r_x(0,1), r_x(1,1), \dots, r_x(N-2,1), \dots, r_x(0, N-1)]^T. \quad (4.12)$$

$\mathbf{r}_x$ ve $\mathbf{s}_x^{(c)}$ arasındaki doğrusal ilişki aşağıdaki gibidir:

$$\mathbf{r}_x = \mathbf{H}^+ (\mathbf{F}^{-T} \otimes \mathbf{I}_N) \mathbf{s}_x^{(c)}. \quad (4.13)$$

Burada $\mathbf{F} = [e^{-j2\pi vb/N}]_{(v,b)}$ N-noktalı Ayırık Fourier Dönüşüm matrisidir. $\mathbf{H}$ ise $N^2 \times (N(N + 1)/2)$ uzunluklu bir eşleme matrisidir. $\mathbf{H}$ 'in elde edilmesi aşağıda ayrıntılı

bir şekilde verilmektedir. Yukarıdaki eşitlik $\Theta = \mathbf{H}^+(\mathbf{F}^{-T} \otimes \mathbf{I}_N)$ olmak üzere daha kısa bir halde yazılabilir:

$$\mathbf{r}_x = \Theta \mathbf{s}_x^{(c)}. \quad (4.14)$$

4.4.2. Wavelet Çevrimsel Öznitelik

Çevrimsel frekans domeninden, frekans domenine geçiş şu şekildedir:

$$\mathbf{s}_x^{(f)} = \mathbf{T}_{tr} \mathbf{s}_x^{(c)}. \quad (4.15)$$

Burada $\mathbf{T}_{tr}$, $N^2 \times N^2$ uzunluklu eşleme matrisidir. Bu matrisin elemanları i ve j sırasıyla satır ve sütun indekslerini göstermek üzere aşağıdaki şekilde oluşturulmaktadır:

$$\mathbf{T}_{tr}(i, j) = \begin{cases} 1 & j = ((i - 1) \bmod N) * N + \left\lfloor \frac{i-1}{N} \right\rfloor + 1 \\ 0 & \text{diğer} \end{cases}. \quad (4.16)$$

$\mathbf{s}_x^{(f)}$ 'ten alçak geçiren filtre cevabı $\mathbf{s}_x^{(\omega)}$ elde edebilmek için Wavelet Dönüşümü'nden faydalanılır. Elde edilen bu yeni vektör Wavelet Özniteliği olarak adlandırılır ve öznitelik olarak kullanılır.

$$\mathbf{s}_x^{(\omega)} = \mathbf{L} \mathbf{s}_x^{(f)}. \quad (4.17)$$

Bu çalışmada iki-yollu Haar Wavelet dönüşümü tercih edilmiştir. Kullanılan alçak geçiren filtre $\mathbf{L}_{filter}$ aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$\mathbf{L}_{filter} = \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \end{bmatrix}. \quad (4.18)$$

Wavelet dönüşüm matrisi $\mathbf{L}$ ise aşağıdaki gibidir:

$$\mathbf{L} = \mathbf{I}_{\frac{N^2}{2} \times \frac{N^2}{2}} \otimes \mathbf{L}_{filter}. \quad (4.19)$$

$\mathbf{I}$, $\frac{N^2}{2} \times \frac{N^2}{2}$ boyutunda birim matristir ve $\otimes$ Kronecker çarpımıdır. Bu dönüşüm sayesinde, veri kümesinin boyutu yarı yarıya azalmakta ancak çevrimsel öznitelik haritasının tüm ana bilgileri hala korunmaktadır.

$\mathbf{s}_x^{(f)}$ aşağıdaki dönüşümler yardımıyla kolaylıkla kestirilmektedir:

$$\hat{\mathbf{s}}_x^{(f)} = \mathbf{L}^+ \mathbf{s}_x^{(\omega)}. \quad (4.20)$$

4.14, 4.15 ve 4.20 eşitlikleri kullanılarak $\mathbf{r}_x$, $\hat{\mathbf{r}}_x$ olarak kestirilir.

$$\hat{\mathbf{r}}_x = \mathbf{\Theta} \mathbf{T}_{tr}^{-1} \mathbf{L}^+ \mathbf{s}_x^{(\omega)}. \quad (4.21)$$

4.4.3. Nyquist-Altı Düzgün Olmayan Örneklerden Öznitelik Çıkarımı

4.4.3.1. Sıkıştırılmış Örnekleme

Sıkıştırılmış örneklemede, düzgün doğrusal örnekleyici yerine rastgele doğrusal örnekleyici kullanılır. $z[m]_{m=0}^{M-1}$ ayrık örnekleri $\mathbf{A} \in \mathcal{R}^{m \times M}$ her satır ve sütununda yalnızca bir adet 1 bulunan rastgele ikili örnekleme matrisi olmak üzere, analog $x(t)$ işaretinden şu şekilde elde edilir:

$$\mathbf{z}_t = \mathbf{A} \mathbf{x}_{nyquist}. \quad (4.22)$$

Burada $\mathbf{x}_{nyquist} = x(nT_s)$ 'dir.

$$\mathbf{z}_t = \mathbf{A} \mathbf{x}_t. \quad (4.23)$$

Nyquist hızında örnekleme yapılırsa $N = N_{nyquist}$ adet örneğe ihtiyaç duyulur. $\mathbf{z}_t$ 'nin boyu $M < N$ ise nyquist altı örnekleme olur.

4.4.3.2. Doğrusal İlişki

$r_z(m, \mu)$ doğrusal olmayan örneklenmiş zamanla değişen kovaryansı ifade etmektedir. Bu ifadeyi bir vektör formunda ifade edecek olursak $M(M + 1)/2$ boyutunda $\mathbf{r}_z$ aşağıdaki gibi düzenlenebilir:

$$\mathbf{r}_z = [r_z(0,0), r_z(1,0), \dots, r_z(M-1,0), r_z(0,1), r_z(1,1), \dots, r_z(M-2,1), \dots, r_z(0,M-1)]^T. \quad (4.24)$$

$\mathbf{r}_z$ ile $\mathbf{r}_x$ arasındaki doğrusal ilişki ise şu şekildedir:

$$\mathbf{r}_z = \mathbf{\Phi} \mathbf{r}_x. \quad (4.25)$$

Burada $\Phi = \mathbf{Q}_M (\mathbf{A} \otimes \mathbf{A}) \mathbf{P}_N$ ($M(M+1)/2 \times (N(N+1)/2)$ boyutunda bir matristir.

Φ 'yı oluşturan $\mathbf{Q}_M$ ($\mathbf{Q}_M \in \{0,1/2,1\}^{(M(M+1)/2) \times M^2}$) ve $\mathbf{P}_N$ ($\mathbf{P}_N \in \{0,1\}^{N^2 \times (\frac{N(N+1)}{2})}$) aşağıdaki gibi oluşturulmaktadır:

$$[\mathbf{P}_N]_{(q_1(n,v),p(n,v))} = [\mathbf{P}_N]_{(q_2(n,v),p(n,v))} = 1 \quad (4.26)$$

$$[\mathbf{P}_N]_{(q,p(n,v))} = 0, \forall q \in [0, N^2 - 1] / \{q_1(n,v), q_2(n,v)\}, v \in [0, N-1], n \in [0, N-1-v].$$

$$[\mathbf{Q}_M]_{(p(n,v),q_1(n,v))} = [\mathbf{Q}_M]_{(p(n,v),q_2(n,v))} = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \delta_{v,0} \quad (4.27)$$

$$[\mathbf{Q}_M]_{(p(n,v),q)} = 0, \forall q \in [0, M^2 - 1] / \{q_1(n,v), q_2(n,v)\}, v \in [0, M-1], n \in [0, M-1-v].$$

Burada kullanılan değişkenler ise sırasıyla aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$p(n,v) = vN - \frac{v(v-1)}{2} + n, \forall v \in [0, N-1], 0 < n < (N-1-v). \quad (4.28)$$

$$q_1(n,v) = (n+v)N + n. \quad (4.29)$$

$$q_2(n,v) = nN + n + v. \quad (4.30)$$

$$\delta_{v,0} = \begin{cases} 0 & v \neq 0 \\ 1 & v = 0 \end{cases}. \quad (4.31)$$

4.21 ve 4.24 denklemleri kullanılarak sıkıştırılmış örneklerden oluşan $\mathbf{r}_z$ vektörü $\mathbf{s}_x^{(\omega)}$ ile doğrusal ilişkili olarak elde edilebilir:

$$\hat{\mathbf{r}}_z = \Phi \Theta \mathbf{T}_{tr}^{-1} \mathbf{L}^+ \mathbf{s}_x^{(\omega)} = \Psi \mathbf{s}_x^{(\omega)}. \quad (4.32)$$

Burada $\Psi = \Phi \Theta \mathbf{T}_{tr}^{-1} \mathbf{L}^+$ ve boyutu $(M(M+1)/2) \times (N^2/2)$ 'dir. Bu doğrusal ilişki yardımıyla, bir sonraki aşama Wavelet Çevrimsel Özniteliğin kestirilmesidir. Bunun için fixed-point OMP algoritmasından faydalanılır.

4.4.4. Öznitelik Kestirimi

Kovaryans vektörü $\mathbf{r}_z$ 'in bilindiği durumda Wavelet çevrimsel izge geri elde etme problemi Eşitlik 4.22'deki gibi $\mathbf{s}_x^{(\omega)}$ 'nin çözümü problemine indirgenebilir. Bu problem bir NP-hard problemdir ve sıkıştırılmış örnekleme kuramına göre ℓ_1 -norm optimizasyonu ile çözülebilir:

$$\hat{\mathbf{s}}_x^{(\omega)} = \arg \min \left\| \mathbf{s}_x^{(\omega)} \right\|_1 \text{ s. t. } \hat{\mathbf{r}}_z = \Psi \mathbf{s}_x^{(\omega)}. \quad (4.33)$$

Doğrusal programlama ya da yinelemeli açgözlü algoritmalar gibi çeşitli geri elde etme yöntemleri mevcuttur. Otomatik modülasyon tanımlama bir sınıflandırma problemi olduğu için geri elde etme doğruluğunun çok yüksek olması beklenmez. Şöyle ki öznitelik çoğunluklu birkaç yüksek genlikli tepe ve fazlasıyla artık bilgiden oluşmaktadır. Bu yüzden sabit noktalı dikgen MP kullanılarak Wavelet Çevrimsel Öznitelik haritasındaki tepe noktalar yakalanmaya çalışılmaktadır. Fixed-point OMP, OMP'e göre hesaplama yükü olarak daha avantajlıdır.

Algoritma aşağıda özetlenmektedir:

Giriş:

Sözlük matrisi, $\Psi = [\cdot]_{(M(M+1)/2) \times (N^2/2)}$

Gözlem vektörü, $\mathbf{r}_z = [\cdot]_{(M(M+1)/2) \times 1}$

Yakalanmak istenen en fazla tepe sayısı, P

Çıkış:

Çevrimsel izge vektörü kestirimi, $\hat{\mathbf{s}}_x^{(\omega)} = [\cdot]_{(N^2/2) \times 1}$

Algoritma:

1. **İklendirme:** $n = 0$ (iletletici)
 $\mathbf{r}^0 = \mathbf{r}_z$ (ilk artık)
 $\hat{\mathbf{s}}_x^{(\omega)0} = 0$ (ilk çözüm)
 $\Gamma^0 = \emptyset$ (Kestirilen tepe noktasının indeks kümesi)
2. **Yineleme:** $n = n + 1$ durma koşulu sağlanana kadar
 - a. $\mathbf{g}^n = \Psi \mathbf{r}^{n-1}$
 - b. $i^n = \arg_i \max |\mathbf{g}_i^n|$
 - c. $\Gamma^n = \Gamma^{n-1} \cup i^n$
 - d. $\hat{\mathbf{s}}_x^{(\omega)n} = \Psi_{\Gamma^n}^+ \mathbf{r}^{n-1}$
 - e. $\mathbf{r}^n = \mathbf{r}^{n-1} - \Psi \hat{\mathbf{s}}_x^{(\omega)n}$
 - f. $E = \mathbf{r}^{nT} \mathbf{r}^n$
3. **Sonlandırma Testi:** $n \geq P$ ya da $E < \sigma^2 * M(M + 1)/2$

4.4.5. Öznitelik Sayısının Azaltılması

$\hat{\mathbf{s}}_x^{(\omega)}$ ($N^2/2$) uzunluklu ayırt edici tepe bilgisini içermektedir. $\hat{\mathbf{s}}_x^{(\omega)}$ içerisindeki noktaların çoğunun değeri sıfır olmasına rağmen sınıflandırma için boyut hala yüksektir. Tepe bilgilerini koruyup $\hat{\mathbf{s}}_x^{(\omega)}$ 'nin boyutunu azaltmak için iki seviyeli bir indirgeme yapısı kullanılmaktadır. $\hat{\mathbf{s}}_x^{(\omega)}$ frekans ve çevrimsel frekans eksenlerinde tanımlı iki boyutlu özniteliklerin frekans yönünde bir boyutta ifade edilmiş halidir. İlk seviyede her bir çevrimsel yöndeki en baskın noktalar seçilmektedir. Böylelikle birinci seviye öznitelik olan N boyutlu $\mathbf{D}^1$ elde edilir.

$$\mathbf{D}^1(i) = \max \left[\hat{\mathbf{s}}_x^{(\omega)} \left((i-1) * \frac{N}{2} + 1 \right), \dots, \hat{\mathbf{s}}_x^{(\omega)} \left(i * \frac{N}{2} \right) \right]. \quad (4.34)$$

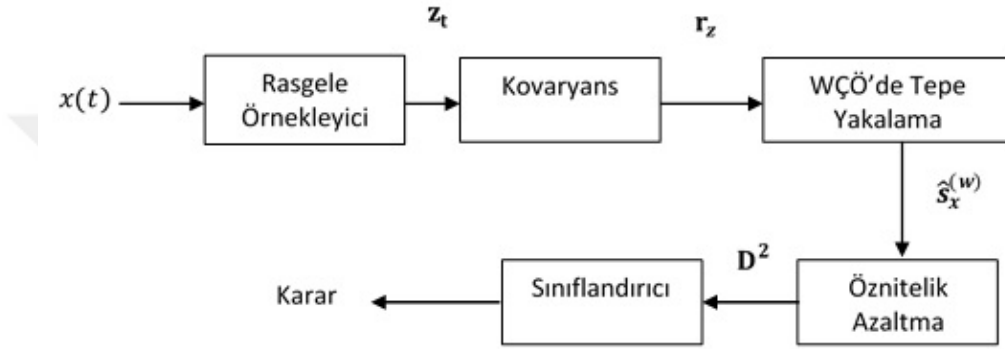
Burada $i = 1, 2, \dots, N$ indeks numarasıdır. Bir sonraki seviyede farklı çözünürlük adımlarına göre öznitelik boyutunu daha da düşürebilir. p çözünürlük adımı olmak üzere ikincis eviye öznitelik $\mathbf{D}^2$ aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$\mathbf{D}^2(i) = \max [\mathbf{D}^1((i-1) * p + 1), \dots, \mathbf{D}^1(i * p)]. \quad (4.35)$$

Burada $i = 1, 2, \dots, \left\lceil \frac{N}{p} \right\rceil$ dir.

4.4.6. Otomatik Sınıflandırma Algoritması

Alıcıdaki $x(t)$ işareti Nyquist hızı altında rasgele örnekleyici örneklendikten sonra, z_t sıkıştırılmış örnekler yardımıyla r_z kovaryans vektörünü hesaplanır. Sabit noktalı OMP algoritması yardımıyla Wavelet Çevrimsel Özniteliğinde (WÇÖ) tepe noktaları bilgileri elde edilir. Daha sonra bir önceki bölümde anlatılan yöntemle öznitelik sayısı azaltılır. Şekil 4.9'da, önceki alt bölümlerde matematiksel temelleri verilen yöntem algortmik olarak özetlenmektedir.



Şekil 4.9: Wavelet Çevrimsel Öznitelik tabanlı sınıflayıcı.

Zhou ve Man [100] çalışmalarında BPSK, QPSK, MSK ve 2FSK işaretleri sınıflandırmak için bahsedilen yöntemi kullanmışlardır. Bu modülasyon türlerinden farklı olarak önerilen sistemin doğru sınıflandırma başarımını incelemek için MASK modülasyonlu işaretler ele alınmaktadır. Modülasyonlu işaretlerin sembol hızı 8 kbit/sn taşıyıcı frekansı 10 kHz, güç 30 dBm olarak seçildiğinde $M = \{2,4,8\}$ için sınıflandırma başarımı incelenecektir. Rasgele üretilen $N = 50$ bir uzunluklu, 100 MASK modülasyonlu işaretin doğru sınıflandırma oranları Tablo 4.8'de verilmektedir.

Tablo 4.9: SNR = 8 dB için doğru sınıflandırma yüzdeleri.

	2ASK	4ASK	8ASK
2ASK	78.4	12.6	9
4ASK	5.9	87.3	6.8
8ASK	1.5	5.4	93.1

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu tez çalışmasında, alıcıda birbirinden farklı modülasyon türlerine sahip işaretlerin, toplamsal beyaz Gauss gürültüsü varsayımı altında, modülasyon türlerinin ve seviyelerinin belirlenmesi için zaman-frekans analizi tabanlı iki farklı algoritma önerilmektedir. Bu tez çalışmasında öznitelik tabanlı iki farklı sınıflandırma algoritması geliştirilmiştir: Alınan işaretlerin zaman-frekans izgeleri ve bu analizlerle elde edilen anlık genlik ve frekans değerleri öznitelik olarak kullanılarak doğru modülasyon türüne karar verilmektedir. Geliştirilen algoritmalar sırasıyla Bölüm 4.1, 4.2 ve 4.3'te ayrıntılarıyla verilmiştir.

Bölüm 4.1'de geliştirilen DET tabanlı modülasyon sezici yapısıyla, WT'unu kullanan algoritmaya oranla yüksek bir sınıflandırma başarımı elde edilmiştir. Bilgisayar benzetimleri sonucu önerilen DET tabanlı modülasyon tanıma sisteminin WT tabanlı modülasyon tanıma sistemine oranla, işaretin modülasyon seviyesi arttıkça yüksek bir doğrulukla, türler arası ve tür içi sınıflandırma yaptığı ortaya konmuştur. Bu çalışmanın ilerletilebilmesi adına farklı gürültü koşullarında ve daha yüksek modülasyon seviyelerinde algoritmanın başarımı incelenebilir.

Bölüm 4.2'de geliştirilen HHT tabanlı modülasyon sezici yapısıyla işaretin öznitelikleri herhangi bir taban fonksiyonuna ihtiyaç duyulmadan elde edilmektedir. Modülasyonlu işaretlerin, klasik zaman frekans analiz yöntemlerindeki belirsiz ilkesinin sınırlayıcı etkisi olmadan yüksek çözünürlükle zaman-frekans izgelerinin ve anlık genlik, anlık frekans değerlerinin yardımıyla işaretlere ait öznitelikler elde edilmekte, hesaplanan bu özniteliklerin alıcıdaki işaretin modülasyon türünün sezilebilmesi için oldukça yararlı olduğu ortaya konmaktadır. Yapılan benzetimlerle, literatürdeki benzer yöntemlerle karşılaştırma yapıldığında önerilen algoritmanın doğru sınıflandırma başarımının çok daha iyi olduğu gösterilmektedir. Modülasyon türü kümesi genişletilerek önerilen algoritmanın başarımı daha ayrıntılı olarak analiz edilebilir.

Bölüm 4.3'te, bir önceki bölümde önerilen HHT tabanlı modülasyon türü sınıflandırmak için kullanılan algoritma, bu kez MQAM işaretlerin modülasyon

seviyesini belirlemek için kullanılmış ve literatürdeki mevcut yapılardan daha iyi sınıflandırma sonuçları elde edilmiştir. Bu yönüyle HHT tabanlı modülasyon sezicinin sınıfı sınıflandırıcı olarak oldukça iyi başarımla ortaya koyduğu gösterilmiştir.

Bölüm 4.4'te ise literatürde mevcut olan düzgün olmayan sıkıştırılmış örnekler kullanarak Wavelet çevrimsel öznitelik tabanlı otomatik modülasyon tanıma sistemi algoritmik olarak verilmiş ve genlik kaydırmalı modülasyonlu işaretlerin seviyesinin belirlenmesindeki başarımla ortaya konmuştur. Her ne kadar modülasyon türü tek bir türle sınırlı kalsa da bu çalışmanın devamında mevcut yöntemin MIMO sistemlere ve OFDM modülasyonlu sistemlere uyarlanması düşünülmektedir.

Bu tez çalışmasında elde edilen tecrübeler doğrultusunda, modülasyon tanıma işleminin yalnızca telsiz haberleşme sistemleri için değil aynı zamanda güç hattı iletişim sistemlerinde de ihtiyaç duyulan bir işlem olduğu tespit edilmiştir. Önerilen zaman-frekans analizi tabanlı yöntemlerin güç hattı iletişim sistemlerine uyarlanması çalışmanın yeni bir boyutu olarak düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

- [1]. Mitola III J., 2000, *Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio*, Ph.D. Dissertation, Royal Inst. Technol. (KTH), Stockholm.
- [2]. FCC, "ET Docket No. 02- 135 November 2002 Federal Communications Commission," *Communications*, no. 02-135, pp. 1-73, 2002.
- [3]. Haykin, S., 2005, Cognitive radio: Brain-empowered wireless communications, *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 23, pp. 201-220.
- [4]. Azzouz, E.E. and Nandi, A.K., 1996, *Automatic Modulation Recognition of Communication Signals*, Kluwer Academic, 978-4419-5166-3.
- [5]. Weaver, C.S., Cole, C.A., Krumland, R.B., and Miller, M.L., April, 1969, The automatic classification of modulation types by pattern recognition, *Technical Report No. 1829-2*, Stanford Electronics laboratories, Stanford University, Stanford, CA.
- [6]. Chan, Y.T., Gadbois, L.G., and Yansouni, P., 1985, Identification of the modulation type of a signal, *Signal Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP '85*, vol:10, pp. 838-841.
- [7]. Fabrizio, P.M., Lopes, L.B., and Lockhart, G.B., 1986, Receiver recognition of analogue modulation types, *Proceedings of the 1986 International Conference on Radio Receiver and Associated Systems*, Bangor, Wales, pp. 135-140.
- [8]. Nagy, P.A.J., Sept. 1994, Analysis of a method for classification of analogue modulated radio signals, *Proceedings of the 1994 European Association for Signal Processing VII Conference*, Edinburgh, Scotland, pp. 1015-1018.
- [9]. Jovanovic, S.D., Doroslovacki, M.I., and Dragosevic, M.V., 1994, Recognition of low modulation index AM signals in additive Gaussian noise, *Proceedings of the 1994 European Association for Signal Processing V Conference*, Edinburgh, Scotland, pp. 1923-1926.
- [10]. Al-Jalili, Y.O., March 1995, Identification algorithm of upper sideband and lower sideband SSB signals, *Signal Processing*, Vol. 42, No. 2, pp. 207-213.
- [11]. Nandi, A.K. and Azzouz, E.E., 1995, Automatic analogue modulation recognition, *Signal Processing*, Vol. 46, No. 2, pp. 211-222.

- [12]. Druckmann, I., Plotkin, E.I., and Swamy, M.N.S., 1998, Automatic modulation type recognition, *Proceedings of the 1998 IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, Vol. 1, pp. 65-68.
- [13]. Seaman, B. and Braun, R.M., 1998, Using cyclostationarity in the modulation classification of analogue signals, *Proceedings of the 1998 South African Symposium on Communications and Signal Processing*, pp. 261-266.
- [14]. Waller, J.R. and Brushe, G.D., 1999, A method for differentiating between frequency and phase modulated signals, *Proceedings of Conference on Information, Decision and Control*, pp. 489-494.
- [15]. Taira, S. and Murakami, E., 1999, Automatic classification of analogue modulation signals by statistical parameters, *Proceedings of the 1999 Military Communications Conference*, Vol. 1, pp. 202-207.
- [16]. Sills, J.A., 1999, Maximum-likelihood modulation classification for PSK/QAM, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 57-61.
- [17]. Wei, W. and Mendel, J.M., 2000, Maximum-likelihood classification for digital amplitude-phase modulations, *IEEE Trans. Commun.*, vol. 48, pp. 189-193.
- [18]. Kim, K. and Polydoros, A., 1988, Digital modulation classification: the BPSK versus QPSK case, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 431-436.
- [19]. Polydoros, A. and Kim, K., 1990, On the detection and classification of quadrature digital modulations in broad-band noise, *IEEE Trans. Commun.*, vol. 38, pp. 1199-1211.
- [20]. Huang, C.Y. and Polydoros, A., 1995, Likelihood methods for MPSK modulation classification, *IEEE Trans. Commun.*, vol. 43, pp. 1493-1504.
- [21]. Sapiiano, P.C. and Martin, J.D., 1996, Maximum likelihood PSK classifier, in *Proc. ICASSP*, pp. 1010-1014.
- [22]. Long C., Chugg, K., and Polydoros, A., 1994, Further results in likelihood classification of QAM signals, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 57-61.
- [23]. Hong, L. and Ho, K.C., 2003, Classification of BPSK and QPSK signals with unknown signal level using the Bayes technique, in *Proc. IEEE ISCAS*, pp. IV.1-IV.4.
- [24]. Panagiotou, P., Anastasopoulos, A., and POLYDOROS, A., 2000, Likelihood ratio tests for modulation classification, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 670- 674.
- [25]. Lay, N. and Polydoros, A., 1995, Per-survivor processing for channel acquisition, data detection and modulation classification", in *Proc. ASILOMAR*, pp. 170-174.

- [26]. Lay, N. and Polydoros, A., 1995, Modulation classification of signals in unknown ISI environments, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 170-174.
- [27]. Chugg, K.M., Long, C.S., and Polydoros, A., 1995, Combined likelihood power estimation and multiple hypothesis modulation classification, in *Proc. ASILOMAR*, pp. 1137-1141.
- [28]. Hong, L. and HO, K.C., 2002, An antenna array likelihood modulation classifier for BPSK and QPSK signals, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 647-651.
- [29]. Dobre, O.A., Zarzoso, J., Bar-Ness, Y., and SU, W., 2004, On the classification of linearly modulated signals in fading channel, in *Proc. CISS Conf.*, Princeton University, Princeton, NJ, US.
- [30]. Dobre, O.A. and Hameed, F., 2006, Likelihood-based algorithms for linear digital modulation classification in fading channels, in *Proc. IEEE CCECE*, Ottawa, Canada.
- [31]. Dobre, O.A., Abdi, A., Bar-Ness, Y., and Su, W., 2007, Survey of automatic modulation classification techniques: classical approaches and new trends, *Communications, IET*, 1(2), pp. 137-156.
- [32]. Beidas, B.F., and Weber, C.L., 1995, Higher-order correlation-based approach to modulation classification of digitally frequency-modulated signals, *IEEE Journal on Sel. Areas in Commun.*, vol. 13, pp. 89-101.
- [33]. Popoola, J.J., 2012, *Sensing and detection of a primary radio signal in a cognitive radio environment using modulation identification technique*, Ph.D. Dissertation, University of the Witwatersrand, Johannesburg.
- [34]. Beidas, B.F., and Weber, C.L., 1998, Asynchronous classification of MFSK signals using the higher order correlation domain, *IEEE Trans. Commun.*, vol. 46, pp. 480-493.
- [35]. Beidas, B.F., and Weber, C.L., 1996, Higher-order correlation-based classification of asynchronous MFSK signal, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 1003-1009.
- [36]. Abdi, A., Dobre, O.A., Choudhry, R., Bar-Ness, Y., and Su, W., 2004, Modulation classification in fading channels using antenna arrays, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 211-217.
- [37]. Li, H., Dobre, O.A., Bar-Ness, Y., and SU, W., 2005, Quasi-hybrid likelihood modulation classification with nonlinear carrier frequency offsets estimation using antenna arrays, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 1-6.
- [38]. Hsue, S.Z. and Soliman, S.S., 1989, Automatic modulation recognition of digitally modulated signals, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 645-649.

- [39]. Hsue, S.Z. and Soliman, S.S., 1990, Automatic modulation classification using zero crossing, *IEE Radar and Signal Processing*, vol. 137, pp. 459-464.
- [40]. Yang, Y. and Soliman, S.S., 1991, Optimum classifier for M-ary PSK signals, in *Proc. ICC*, pp. 1693-1697.
- [41]. Yang, Y. and Liu, C.H., 1998, An asymptotic optimal algorithm for modulation classification, *IEEE Comm. Letters*, vol. 2, pp. 117-119.
- [42]. Yang, Y. and Soliman, S.S., 1997, A suboptimal algorithm for modulation classification, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 33, pp. 38-45.
- [43]. Yang, Y. and Soliman, S.S., 1991, Statistical moments based classifier for MPSK signals, in *Proc. GLOBECOM*, pp. 72-76.
- [44]. Soliman, S.S. and Hsue, S.Z., 1992, Signal classification using statistical moments, *IEEE Trans. Commun.*, vol. 40, pp. 908-916.
- [45]. Yang, Y. and Soliman, S.S., 1995, An improved moment-based algorithm for signal classification, *Signal Processing*, pp. 231-244.
- [46]. Sapiiano, P.C., Martin, J., and Holbeche, R., 1995, Classification of PSK signals using the DFT of phase histogram, in *Proc. ICASSP*, pp. 1868-1871.
- [47]. Ho, K.C., Prokopiw, W., and Prokopiw, Y.T., 1995, Modulation identification by the wavelet transform, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 886-890.
- [48]. Ho, K.C., Prokopiw, W., and Prokopiw, Y.T., 2000, Modulation identification of digital signals by the wavelet transform, *IEE Proc. Radar, Sonar and Navig.*, vol. 47, pp. 169-176.
- [49]. Hong, L. and Ho, K.C., 1999, Identification of digital modulation types using the wavelet transform, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 427-431.
- [50]. Swami, A. and Sadler, B.M., 2000, Hierarchical digital modulation classification using cumulants, *IEEE Trans. Commun.*, vol. 48, pp. 416-429.
- [51]. Swami, A., Barbarossa, S., and Sadler, B., 2000, Blind source separation and signal classification, in *Proc. ASILOMAR*, pp. 1187-1191.
- [52]. Martret, C. and Boitea, D.M., 1997, Modulation classification by means of different order statistical moments, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 1387-1391.
- [53]. Marchand, P., Lacoume, J.L., and Le Martret, C., 1997, Classification of linear modulations by a combination of different orders cyclic cumulants, in *Proc. Workshop on HOS*, 1997, pp. 47-51.

- [54]. Marchand, P., Lacoume, J.L., and LE Martret, C., 1998, Multiple hypothesis classification based on cyclic cumulants of different orders, in *Proc. ICASSP*, pp. 2157-2160.
- [55]. Spooner, C.M., 1995, "Classification of cochannel communication signals using cyclic cumulants," in *Proc. ASILOMAR*, pp. 531-536.
- [56]. Spooner, C.M., Brown, W.A., and Yeung, G.K., 2000, Automatic radio-frequency environment analysis, in *Proc. ASILOMAR*, pp. 1181-1186.
- [57]. Spooner, C.M., 2001, On the utility of sixth-order cyclic cumulants for RF signal classification, in *Proc. ASILOMAR*, pp. 890-897.
- [58]. Dobre, O.A., Bar-Ness, Y., and SU, W., 2003, Higher-order cyclic cumulants for high order modulation classification, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 112-117.
- [59]. Dobre, O.A., Bar-Ness, Y., and Su, W., 2004, Robust QAM modulation classification algorithm based on cyclic cumulants, in *Proc. WCNC*, pp. 745-748.
- [60]. Dobre, O.A., Bar-Ness, Y., and Su, W., 2005, Selection combining for modulation recognition in fading channels, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 1-7.
- [61]. Yu, Z., Shi, Y.Q., and Su, W., 2003, M-ary frequency shift keying signal classification based on discrete Fourier transform, in *Proc. IEEE MILCOM*, pp. 1167-1172.
- [62]. Hipp, J.E., 1986, Modulation classification based on statistical moments, *Proceedings of the 1986 IEEE Military Communications Conference*, pp. 20.2.1-20.2.6.
- [63]. Martin, A., 1990, A signal analysis and classification strategy for implementation in an EW communication receiver, *Proceedings of the Fifth International Conference on Radio Receiver and Associated Systems*, pp. 222-226.
- [64]. Azzouz, E.E., and Nandi, A.K. 1996, Procedure for automatic recognition of analogue and digital modulations, *Communications, IEE Proceedings-*, Vol. 143, No. 5, pp. 259-266.
- [65]. Nandi, A.K. and Azzouz, E.E., 1998, Algorithms for Automatic Modulation Recognition of Communication Signals, *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 46, No. 4, pp. 431-436.
- [66]. Yuan, J., Zhao-Yang, Z., Pei-Liang, Q., 2004, Modulation classification of communication signals, *Military Communications Conference, 2004. MILCOM 2004. 2004 IEEE*, vol.3, pp. 1470-476.
- [67]. Dobre, O.A., Abdi, A., Bar-Ness, Y., and SU, W., 2005, The classification of joint analog and digital modulations, *Proceedings of the 2005 IEEE Military Communications Conference*, pp. 1-6.

- [68]. Kitchen, J., 2005, A periodogram-based matching technique for modulation recognition, *Proceedings of the Sixth Australian Communication Theory Workshop*, pp. 49-55.
- [69]. Dobre, O.A., Abdi, A., Bar-Ness, Y., Wei, S., 2006, Cyclostationarity-Based Blind Classification of Analog and Digital Modulations, *Military Communications Conference, 2006. MILCOM 2006. IEEE*, pp. 1-7.
- [70]. Popoola, J.J., Van Olst, R., 2011, Automatic classification of combined analog and digital modulation schemes using feedforward neural network, *AFRICON, 2011*, pp. 1-6.
- [71]. Park, C., Jang, W., Nah, S., Young Kim, D., 2007, Automatic Modulation Recognition using Support Vector Machine in Software Radio Applications, *Advanced Communication Technology, The 9th International Conference on*, vol.1, pp. 9-12.
- [72]. Mühlhaus, M.S., Öner, M., Dobre, O.A. and Jondral F.K., 2013, A low complexity modulation classification algorithm for MIMO systems, *IEEE Commun. Lett.*, vol. 17, pp. 1881-1884.
- [73]. Agirman-Tosun, H., Liu, Y., Haimovich, A., Simeone, O., Su, W., Dabin, J., and Kanterakis, E., 2011, Modulation classification of MIMO-OFDM signals by independent component analysis and support vector machines, *in Proc. IEEE ASILOMAR*, , pp. 1903–1907.
- [74]. Karami, E. and Dobre, O.A., 2014, Identification of SM-OFDM and AL-OFDM signals based on their second-order cyclostationarity, *IEEE Trans. Veh. Techn.*, DOI: 10.1109/TVT.2014.2326107.
- [75]. Howell, K.B., 2001. *Principles of Fourier Analysis*, CRC Press, 978-0-8493-8275-8.
- [76]. Cohen, L., 1995, *Time-frequency Analysis*, Prentice-Hall Signal Processing Series, 0135945321.
- [77]. Gabor, D., 1946, Theory of communication, *J. Inst. Elec. Eng.*, vol. 93 (III), pp. 429-457.
- [78]. Bastiaans, M., 1985, On the sliding-window representation in digital signal processing, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. ASSP-33, pp. 868–873.
- [79]. Allen, J.B., 1977, Short-term spectral analysis and synthesis and modification by discrete Fourier transform, *IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Proc.*, vol. ASSP-25, no. 3, pp. 235-238.

- [80]. Pearson, E.R.S., 1991, *The multiresolution fourier transform and its application to polyphonic audio analysis*, University of Warwick, Department of Computer Science, Warwick, Research Thesis.
- [81]. Chui, C.K., 1992, *An Introduction to Wavelets*, Academic Press, San Diego, 0-12-174584-8.
- [82]. Wigner, E.P., 1932, On the quantum correction for thermodynamic equilibrium, *Phys. Rev.*, vol: 40, pp: 749–759.
- [83]. Ville, J., 1948, Théorie et Applications de la Notion de Signal Analytique, *Câbles et Transmission*, vol: 2, pp:61–74.
- [84]. Priestley, M.B., 1965, Evolutionary spectra and non-stationary processes, *J. of Royal Statistical Society, B*, vol. 27, no. 2, pp. 204–237.
- [85]. Cramer, H., 1961, On some classes of non-stationary processes, *Proceedings of the Fourth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, vol. 2, pp. 57–78.
- [86]. Akan, A. and Chaparro, L.F., 1996, Evolutionary Spectral Analysis Using a Warped Gabor Expansion, *ICASSP-96. Acoustics, Speech, and Signal Processing, Conference Proceedings*, vol.3, pp.1403-1406.
- [87]. Akan, A. and Chaparro, L.F., 1997, Multi-window gabor expansion for evolutionary spectral analysis, *Signal Processing*, vol. 63, pp. 249–262.
- [88]. Akan, A. and Chaparro, L.F., 1995, Evolutionary spectral analysis and the generalized gabor expansion, *Proc. ICASSP-95*, vol. 3, pp. 1537–1540.
- [89]. Suleesathira R, Akan, A. and Chaparro, L.F., 2000, Discrete evolutionary transform for time-frequency signal analysis, *J. Franklin Institute, Special Issue on Time-Frequency Signal Analysis and its Applications*, vol. 337, no. 4, pp. 347-364.
- [90]. Wexler, J., and Raz, S., 1990, Discrete gabor expansions, *Signal Processing*, vol. 21, no. 3, pp. 207–220.
- [91]. Huang, N.E., Shen Z., Long, S.R., Wu, M.C., H. H., Zheng, Q., Yen, N.-C., Tung, C.C., and Liu, H.H., 1998, The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proc. R. Soc. London, Ser. A*, vol. 454, pp. 903–995.
- [92]. Kantz, H., and Schreiber T., 1999, *Nonlinear time series analysis*, Cambridge University Press.
- [93]. Diks, C., 1999, *Nonlinear Time Series Analysis: Methods and Applications*, World Scientific Press.

- [94]. Huang, N.E., Wu, M.C., Long, S.R., Shen, S.S.P., Qu, W., Gloersen, P., and Fan, K.L., 2003, A confidence limit for empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis, *Proc. R. Soc. London, Ser. A*, vol. 459, pp. 2317–2345.
- [95]. Huang, N.E. and Shen, S.S., 2005, *Hilbert-Huang transform and its applications*, World Scientific, 9812703349.
- [96]. Zhao Z., Hu, W., Guo D. 2005, Digital modulation classification by support vector machines and Hilbert–Huang transformation, in *Proceedings of the 9th WSEAS International Conference on Communications*, Athens, Greece, pp. 21:1-2:-5.
- [97]. Hou, Y., Tian, H., An automatic modulation recognition algorithm based on HHT and SVD, *Image and Signal Processing (CISP)*, 3rd International Congress on, vol. 8, pp. 3577-3581, 16-18 Oct. 2010.
- [98]. Proakis, J., Salehi, M., *Digital Communications*, 5th Edition, McGraw-Hill Companies, 2007.
- [99]. M. Liu, B. Li, and W. Tang, A new method for MQAM signals identification, in *Wireless Communications Networking and Mobile Computing (WiCOM)*, 2010 6th International Conference on, Chengdu, China, Sept. 2010, pp. 1–4.
- [100]. Zhou L, Hong M., 2013, Wavelet Cyclic Feature Based Automatic Modulation Recognition Using Nonuniform Compressive Samples, *Vehicular Technology Conference (VTC Fall)*, 2013 IEEE 78th, pp.1-6, 2-5 Sept. 2013.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı	YEŞİM HEKİM TANÇ
Doğum Yeri	ORDU
Doğum Tarihi	21.03.1981
Uyruğu	☒ T.C. ☐ Diğer:
Telefon	05323183584
E-Posta Adresi	yhekim@gmail.com
Web Adresi	



Eğitim Bilgileri	
Lisans	
Üniversite	İstanbul Üniversitesi
Fakülte	Mühendislik Fakültesi
Bölümü	Elektrik-Elektronik Mühendisliği
Mezuniyet Yılı	2003

Yüksek Lisans	
Üniversite	İstanbul Üniversitesi
Enstitü Adı	Fen Bilimleri Enstitüsü
Anabilim Dalı	Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Programı	Elektrik-Elektronik Mühendisliği Programı
Mezuniyet Tarihi	2005

Doktora	
Üniversite	İstanbul Üniversitesi
Enstitü Adı	Fen Bilimleri Enstitüsü
Anabilim Dalı	Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Programı	Elektrik-Elektronik Mühendisliği Programı
Mezuniyet Tarihi	08.07.2015

Makale ve Bildiriler	
Hekim Tanç, Y., Akan, A., 2013, Modulation Identification of Digital M-Ary QAM Signals by Hilbert-Huang Transform, <i>IEEE 20th International Conference on Electronics, Circuits, and Systems, ICECS-2013</i> , 8-11 Dec. 2013, Abu Dhabi, UAE, pp.678-681.	

Hekim Tan, Y., Akan, A., 2013, Hilbert-Huang Dnřm ile Sayısal Modlasyon Tr Sınıflandırması, *IEEE 21. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı - SİU 2013*, / Girne, KKTC 24-26 Nisan 2013, ss.1-4.

Hekim Tan, Y., Akan, A., 2011, Modulation Detection in the Time-Frequency Domain for Cognitive Radio Systems, *19th European Signal Processing Conference, EUSIPCO-2011*, 29 Ağustos - 2 Eylül 2011, Barcelona, İspanya, pp.1-5.

Hekim Tan, Y., Akan, A., 2011, Biliřsel İletişim Sistemleri iin Zaman-Frekans Tabanlı Modlasyon Sezimi, *IEEE 19. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı - SİU 2011*, 20-22 Nisan 2011, Antalya, Trkiye, ss.892-895.