

T.C
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



ANALOG MODÜLASYONLARIN TÜRÜNÜ BELİRLEMEDE
KÜMELEME ALGORİTMALARININ PERFORMANS
KARŞILAŞTIRMASI

Yusuf KAYA

Yüksek Lisans Tezi
Anabilim Dalı: Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi
Danışman: Dr. Öğretim Üyesi Derya AVCI

ARALIK-2018

T.C
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ANALOG MODÜLASYONLARIN TÜRÜNÜ BELİRLEMEDE
KÜMELEME ALGORİTMALARININ PERFORMANS KARŞILAŞTIRILMASI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Yusuf KAYA

(111131106)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 29 Kasım 2018

Tezin Savunulduğu Tarih : 28 Aralık 2018

Tez Danışmanı : Dr. Öğr. Üyesi Derya AVCI (F.Ü.)

Diğer Jüri Üyeleri : Prof. Dr. İbrahim TÜRKOĞLU (F.Ü.)

Dr. Öğr. Üyesi Mehmet ÜSTÜNDAĞ (Bingöl Ü.)

ARALIK-2018

ÖN SÖZ

Tez çalışmasını hazırlamam esnasında beni yönlendiren değerli tez danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Derya AVCI'ya teşekkür ederim. Konu seçimimde ve kendimi geliştirmem de desteklerini esirgemeyen Prof. Dr. İbrahim TÜRKOĞLU ve Doç. Dr. Mehmet GEDİKPINAR hocalarıma teşekkür ederim.

Bu çalışma esnasında benden desteklerini esirgemeyen arkadaşım Cuma Ali İNCE, Mesut POLAT, ailem ve başta Samet ÖZCAN olmak üzere yeğenlerime teşekkür ederim.

Yusuf KAYA
ELAZIĞ - 2018

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖN SÖZ	II
İÇİNDEKİLER	III
ÖZET	V
SUMMARY	VI
ŞEKİLLER LİSTESİ	VII
TABLolar LİSTESİ	IX
SEMBOLLER VE KISALTMALAR	X
1. GİRİŞ	1
1.1. Modülasyon	2
1.2. Literatür Taraması	2
2. ÖRÜNTÜ TANIMA	6
2.1. Örüntü Tanıma Sistemleri	7
2.1.1. İstatistiksel Örüntü Tanıma	8
2.1.2. Yapısal Örüntü Tanıma	9
2.1.3. Akıllı Örüntü Tanıma	11
2.2. Örüntü Tanıma Sistemlerinin Bileşenleri	12
2.2.1. Ön işlem	12
2.2.2. Özellik Çıkarma	14
2.2.3. Sınıflandırma	15
2.2.4. Kümeleme	16
3. MODÜLASYON	18
3.1. Analog (Sürekli Dalga) Modülasyon	19
3.1.1. Genlik Modülasyonu (GM)	20
3.1.2. Açı Modülasyonu	25
3.2. Sayısal (Darbe Kod) Modülasyon	29
3.2.1. Tam Sayısal Modülasyon	30
3.2.2. Analog Sayısal Modülasyon	31
4. ÖZELLİK (ÖZNİTELİK) ÇIKARIM	33
4.1. Fourier Dönüşümü (FD)	33

4.1.1. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZDF)	35
4.1.2. Akan Fourier Dönüşümü	36
4.1.3. Ayırık (Kesikli) Fourier Dönüşümü (AFD)	37
4.1.4. Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD)	37
4.2. Dalgacık (Wavelet) Dönüşümü (DD)	38
4.2.1. Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD)	39
4.2.2. Ayırık Dalgacık Dönüşümü (ADD)	40
4.2.3. Tercih Edilen Ana Dalgacık Dönüşümleri	41
4.3. Entropi	43
5. KULLANILAN KÜMELEME TEKNİKLERİ	46
5.1. K-ortalamalar (K-Means) Algoritması İle Kümeleme	47
5.2. k-Medoids Algoritması ile Kümeleme	49
5.3. Bulanık C Ortalamalar (Fuzzy C Means) İle Kümeleme	50
6. ANALOG MODÜLASYON UYGULAMALARI	52
6.1. Analog Modüleli İşaretlerin Oluşturulması	54
6.1.1. GM İşaretlerinin Oluşturulması	54
6.1.2. ÇYB İşaretlerinin Oluşturulması	54
6.1.3. ÜYB İşaretlerinin Oluşturulması	55
6.1.4. AYB İşaretlerinin Oluşturulması	55
6.1.5. FM İşaretlerinin Oluşturulması	56
6.1.6. PM İşaretlerinin Oluşturulması	56
6.2. Özellik Çıkarma	57
6.3. Kümeleme	61
7. SONUÇLAR ve ÖNERİLER	63
Tez Çalışmasından Çıkarılan Sempozyum ve Yayınlar	65
KAYNAKLAR	66
ÖZGEÇMİŞ	69

ÖZET

İlk insanlardan günümüze insanların birbirleri ile olan iletişimi çok önemli olmuştur. İnsanlar arasında ki bu iletişime haberleşme denmektedir. Günümüzde sadece insanların değil kullanılan makinelerin de birbiri ile iletişim içinde olmalarını gerektirecek durumlar da mevcuttur. Bu çalışmada insanların veya makinelerin kullandıkları analog sinyallerin taşınması ve değerlendirilmesi incelenmektedir.

Analog sinyallerin daha kaliteli iletilmesi için modülasyon işlemine ihtiyaç vardır. Modülasyon, sinyalin başka bir taşıyıcı sinyal ile taşınması işlemidir. Bu çalışma ile analog sinyallerin işlenmesi hedeflenmektedir. Genlik Modülasyonu (GM), Çift Yan Bant (ÇYB), Üst Yan Bant (ÜYB), Alt Yan Bant (AYB), Frekans Modülasyonu (FM), Faz Modülasyonu (PM) olmak üzere 6 çeşit analog modülasyon türünün her birinden 200 örnek kullanılarak tanıma için taşıyıcılı akıllı kümeleme yöntemi geliştirilmiştir. Özellik çıkarım aşamasında GM, ÇYB, ÜYB, AYB, FM ve PM analog modüleli işaretlerin Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) 5. seviye ayrışımı, Norm entropi ve Enerji özellikleri çıkarılmıştır. Özellik çıkarım aşamasında elde edilen $6 \times 2 \times 1200$ 'lük özellik vektörü kullanılarak K-ortalamalar, k-Medoid ve Bulanık C Ortalamalar (FCM) Algoritmaları ile tanıma için taşıyıcılı akıllı kümeleme yapılarak sonuçlar karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma sonucunda FCM (% 85.75) ile en başarılı sonuç elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Analog modülasyon, Ayrık Dalgacık Dönüşümü, Enerji, Entropi, K-Ortalamalar, k-Medoid, Bulanık C Ortalamalar

SUMMARY

PERFORMANCE COMPARISON OF CLUSTERING ALGORITHMS IN DETERMINING THE TYPE OF ANALOG MODULATIONS

The contact between people from the first human to the present have been very important. This contact between people is called communication. Nowadays not only the people but also the machines used should be in contact with each other. This thesis also the transportation and evaluation of analog signals used by people or machines.

For better quality transmitting of analog signals, modulation process is needed. Modulation is the process of transporting the signal with another transported signal. With this study, it is aimed to process the analog signals. Amplitude Modulation (AM), Double Side Band (DSB), Upper Side Band (USB), Lower Side Band (LSB), Frequency Modulation (FM), Phase Modulation (PM) of the 6 type of analog modulation using 200 samples from each of the types of carrier for the detection of intelligent clustering method has been developed. To feature extraction stage of AM, DSB, USB, LSB, FM, and PMD of the analog modulated signals are extracted from 5. level Discrete Wavelet Transform (DWT) the norm entropy and energy properties.

Using the $6 \times 2 \times 1200$ feature vector obtained in the feature extraction stage, the results were compared with the result of K-Averages, k-Medoid and Fuzzy C Averages algorithms and the result of intelligent clustering with carrier for identification. As a result of this comparison, the most successful result has been obtained with FCM (85.75%).

Key words: Analog modulation, Discrete Wavelet Transform, Energy entropy, K-Means Method, Fuzzy C Means, k-Medoid

ŞEKİLLER LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1. Haberleşme sistemi blok diyagramı.....	1
Şekil 2.1. Örüntü tanıma blok şeması.....	6
Şekil 2.2. Örüntü tanıma sistemi.....	7
Şekil 2.3. Bayes karar teorisi.....	8
Şekil 2.4. Yapısal örüntü tanıma sistemi.....	9
Şekil 2.5. Bir nesne örüntüsünün merkezine göre kenar uzunluklarının değişimi.....	10
Şekil 2.6. Poligonal yaklaşım ile nesnenin kritik noktalarının tespit edilmesi.....	10
Şekil 2.7. a) Dörtlü b) Sekizli zincir kod	11
Şekil 2.8. Akıllı örüntü tanıma yaklaşımı.....	11
Şekil 2.9. Örüntü tanıma sistemi blok gösterimi.....	12
Şekil 2.10. Eşikleme işlemi öncesi ve sonrası.....	13
Şekil 2.11. Kümeleme algoritmaları.....	17
Şekil 3.1. Modülatör blok şeması.....	18
Şekil 3.2. Modülasyon çeşitleri blok şeması.....	19
Şekil 3.3. GM ile bilgi sinyalinin taşınması.....	21
Şekil 3.4. GM ile modüle edilmiş bir sinyalin frekans spektrumunda ki durumu.....	21
Şekil 3.5. ÇYBGM frekans spektrumu.....	22
Şekil 3.6. ÇYBGM modülasyon vericisi blok şeması.....	23
Şekil 3.7. İki filtre kullanan bir TYBGM.....	24
Şekil 3.8. TYBGM ile gerçekleştirilen ÜYB frekans spektrumu.....	24
Şekil 3.9. Bilgi sinyalinin GM, PM ve FM ile taşınması.....	26
Şekil 3.10. FM sinyali frekans spektrumu.....	28
Şekil 3.11. Basit bir FM alıcı devresi blok şeması.....	28
Şekil 3.12. Basit bir FM verici devresi blok şeması.....	29
Şekil 3.13. Darbe modülasyonu.....	29
Şekil 3.14. Analog sayısal modülasyon türleri.....	31
Şekil 4.1. Fourier dönüşümü.....	33
Şekil 4.2. KZFD ile pencerelerin oluşturulması.....	36
Şekil 4.3. a) Pencerenilmiş FD b) Pencerenilmiş DD' ye ait zaman-frekans diyagramları	38

Şekil 4.4. SDD'nin aşamaları.....	39
Şekil 4.5. ADD basit blok diyagramı.....	40
Şekil 4.6. Üç aşamalı dalgacık ayrıştırma ağacı.....	41
Şekil 4.7. (a) Meyer dalgacığının ölçek fonksiyonu (b) Meyer dalgacığının dalgacık fonksiyonu	41
Şekil 4.8. (a) Daubechies (db4) dalgacığının ölçek fonksiyonu ve (b) Daubechies (db4) dalgacığının dalgacık fonksiyonu.....	42
Şekil 4.9. (a) Coiflet (coif3) dalgacığının ölçek fonksiyonu ve (b) Coiflet (coif3) dalgacığının dalgacık fonksiyonu.....	42
Şekil 4.10. (a) Simetrikli (sym4) dalgacığının ölçek fonksiyonu ve (b) Simetrikli (sym4) dalgacığının dalgacık fonksiyonu	43
Şekil 4.11. (a) Biortogonal (bior5.5) dalgacığının ölçek fonksiyonu ve (b) Biortogonal (bior5.5) dalgacığının dalgacık fonksiyonu	43
Şekil 4.12. (a) Gazlar ve işaretler için düşük entropi, (b) Gazlar ve işaretler için yüksek entropi	45
Şekil 5.1. 20 elemanlı bir verinin 2, 4 ve 6 gruplu olarak kümeleneşmesi	46
Şekil 5.2. KM ile rastgele k noktası belirlenerek kümeleme	48
Şekil 5.3. k-Medoids ile yapılan kümeleme	49
Şekil 5.4. KM ve FCM ile kümeleme	51
Şekil 6.1. Kullanılan sistemin akış şeması	52
Şekil 6.2. Modülasyon tanıma için kullanılan ses işareti	53
Şekil 6.3. GM modüleli işaret örneđi	54
Şekil 6.4. ÇYB modüleli işaret örneđi	55
Şekil 6.5. ÜYB modüleli işaret örneđi	55
Şekil 6.6. AYB modüleli işaret örneđi	56
Şekil 6.7. Bir FM modüleli işaret örneđi	56
Şekil 6.8. PM modüleli işaret örneđi	57
Şekil 6.9. 5 seviyeli dalgacık dönüşümünün yapısı	57
Şekil 6.10. GM modüleli işaretin dalgacık dönüşümü katsayı işaretleri	58
Şekil 6.11. ÇYB modüleli işaretin dalgacık dönüşümü katsayı işaretleri	58
Şekil 6.12. ÜYB modüleli işaretin dalgacık dönüşümü katsayı işaretleri	59
Şekil 6.13. AYB modüleli işaretin dalgacık dönüşümü katsayı işaretleri	59
Şekil 6.14. FM modüleli işaretin dalgacık dönüşümü katsayı işaretleri	60
Şekil 6.15. PM modüleli işaretin dalgacık dönüşümü katsayı işaretleri	60

TABLolar LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 6.1. K-ortalamlar Kümeleme Yöntemi için karışıklık matrisi(confusion matrix) ...	61
Tablo 6.2. k-Medoids Kümeleme Yöntemi için karışıklık matrisi(confusion matrix)	62
Tablo 6.3. FCM Kümeleme Yöntemi için karışıklık matrisi(confusion matrix)	63



KISALTMALAR

A	: Yaklaşık
ADD	: Ayrık Dalgacık Dönüşümü
AFD	: Ayrık Fourier Dönüşümü
AM	: Açık Modülasyonu
AM	: Amplitude Modulation
ANFIS	: Nöral – Bulanık Sınıflandırıcılar
AYB	: Alt Yan Bant
AYBGM	: Artık Yan Bant Genlik Modülasyonu
BW	: Kanal/Bant Geniřliđi (BandWide)
CW	: Sürekli Dalga Modülasyonu (Continuous Wave)
ÇYBGM	: Çift Yan Bant Genlik Modülasyonu
D	: Detay
DD	: Dalgacık Dönüşümü
DM	: Delta Modülasyon
DNA	: Deoksiribo Nükleik Asit
DSB	: Double Side Band
EEG	: Elektroensefalografi
EKG	: Elektrokardiyografi
FCM	: Bulanık C-Ortalamlar
FD	: Fourier Dönüşümü
FM	: Frekans Modülasyonu/ Frequency Modulation
GM	: Genlik Modülasyonu
HFD	: Hızlı Fourier Dönüşümü
İ/G	: İşaret/Gürültü
KM	: k-ortalamlar
k-NN	: En yakın komşu
KZFD	: Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü
LSB	: Lower Side Band
MATLAB	: MATrix LABoratory (Matrix Laboratuarı)
PAM	: Darbe Genlik Modülasyonu

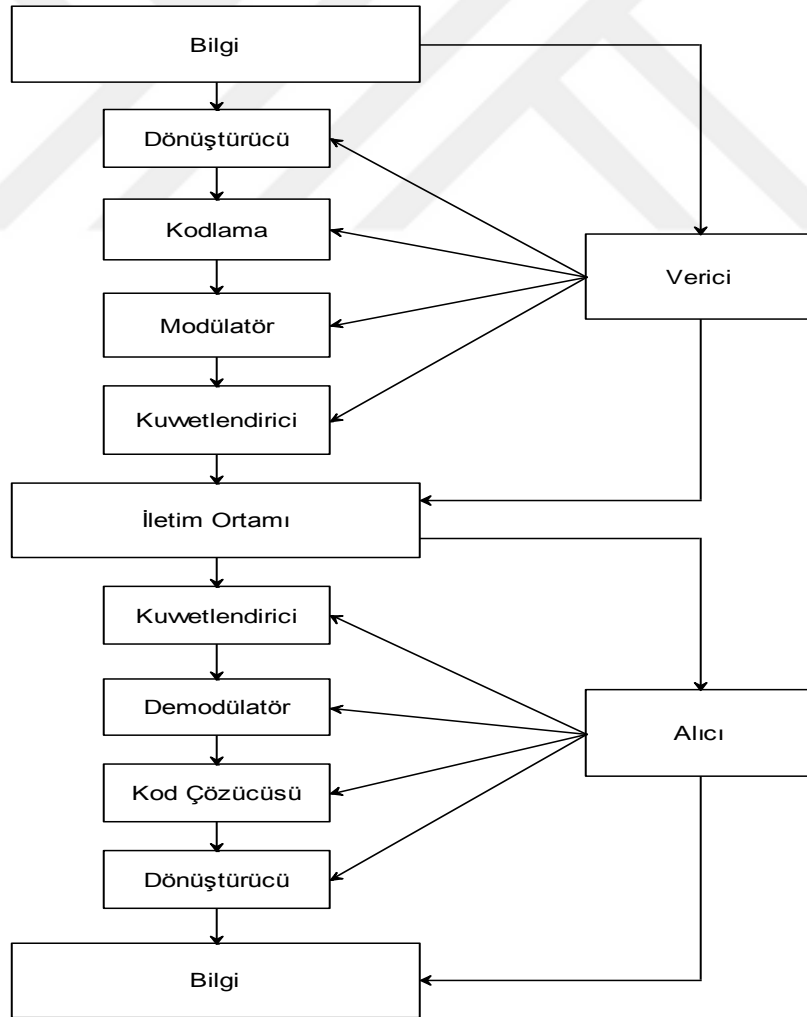
PCM	: Darbe Kod Modülasyonu
PM	: Faz Modülasyonu/ Phase Modulation
PPM	: Darbe Pozisyon Modülasyonu
PWM	: Darbe Süresi (Genişlik) Modülasyonu
RF	: Radyo Frekansı
SDD	: Sürekli Dalgacık Dönüşümü
TYBGM	: Tek Yan Bant Genlik Modülasyonu
USB	: Upper Side Band
ÜSB	: Üst Yan Bant
YSA	: Yapay Sinir Ağları



1. GİRİŞ

İlk insanlardan bu güne kadar insanlarla iletişim içinde olmak önemli olmuştur. Bunu gerçekleştirmek için tarih boyunca birçok yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntemler (ses, duman, güvercin, telgraf, telsiz, telefon, radyo vb.) genel olarak haberleşme olarak nitelendirilmiştir. Haberleşme; herhangi bir biçimdeki bilginin zaman ve uzay içinde kaynak adı verilen bir noktadan kullanıcı olarak adlandırılan başka bir noktaya aktarılmasıdır [1].

Haberleşmenin amacı; bilgiyi (ses, resim, data vb.) verici, iletim ortamı ve alıcı bileşenleri ile bir noktadan başka bir noktaya taşımaktır. Şekil 1.1’de haberleşme sistemi blok diyagramı verilmektedir.



Şekil 1.1 Haberleşme sistemi blok diyagramı

2.1. Modülasyon

Haberleşmede kullanılacak bilgiler analog veya sayısal olarak iletilirler. İletilecek bilgilerin frekansı düşüktür. Düşük frekansla bilgi iletimi zor olduğu gibi bilgi kayıpları da fazla olmaktadır. Oysaki yüksek frekansın hem taşınması kolay hem de bilgi kayıpları çok azdır. İşte bu nedenle düşük frekanslı sinyalin, yüksek frekanslı başka bir frekansla taşınması işlemi yapılır. Bu işlemle bilginin (resim, ses, vb.) yüksek frekansla taşınmasına modülasyon denir. Burada bilginin genliği V_m ve frekansı f_m ile gösterilir. Modülasyonda taşıma amacı ile kullanılan sinyalin genliği V_c , frekansı f_c veya radyo frekansı (RF) olarak ifade edilir [2]. Modülasyon analog ve sayısal modülasyon olmak üzere iki grupta incelenir.

Modülasyon işlemi, taşıyıcı sinyalin genliği veya faz açısından sadece birinin değiştirilmesi ile yapıyor ise analog modülasyon olarak isimlendirilir. Analog modülasyon işlemin de bilgi sinyali sabit kalmak şartı ile taşıyıcının genlik, frekans veya fazından sadece biri değiştirilir.

Analog modülasyon değiştirilen değere göre sınıflandırılır. Bunlar, Genlik Modülasyonu (G.M.); Taşıyıcı sinyalin frekans ve fazı sabit tutularak genliği bilgi sinyaline bağlı olarak değiştirilmesidir.

- Çift Yan Bant Genlik Modülasyonu (Ç.Y.B.G.M.)
- Tek Yan Bant Genlik Modülasyonu (T.Y.B.G.M.)
- Artık Yan Bant Genlik Modülasyonu (A.Y.B.G.M.)

Açı Modülasyonu; Taşıyıcı sinyalin genliği sabit tutularak frekans veya fazından birinin bilgi sinyaline bağlı olarak değiştirilmesi ile elde edilir.

Faz Modülasyonu (P.M.); Bilgi sinyali değiştirilmeden taşıyıcının genlik ve frekansı sabit tutularak fazı değiştirilerek yapılır.

Frekans Modülasyonu (F.M.); Bilgi sinyali değiştirilmeden taşıyıcının genlik ve fazı sabit tutularak frekansı değiştirilerek yapılır.

2.2. Literatür Taraması

Bu çalışma ile analog sinyallerin işlenmesi hedeflendi. Farklı analog sinyallerin iletimi ve iletim sonucunda uygun gruba alınması için kümeleme işlemi yapıldı.

Kaynak [3]'de analog modülasyon tanıma amacı ile akıllı bir sistem oluşturulmuştur. Geliştirilen akıllı sistemde Dalgacık Dönüşümü (DD), Yapay Sinir Ağları (YSA), Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi kullanmıştır. Bu yöntemlerin testi için MATLAB Grafikselle Kullanıcı ara yüzünden faydalanmıştır.

Kaynak [4]'de Elektronik Mühendisliği alanı Haberleşme dersine yönelik bir çevrimiçi benzetimlik çalışması yapmıştır. Benzetimlik ile analog ve sayısal modülasyon yöntemlerine yönelik teorik bilgiler vermiştir. Bununla birlikte gerçekleştirilen benzetimlik çalışması ile pratik uygulamaların gerçekleştirilmesine de imkân tanımıştır.

Kaynak [5]'te radar tarafından oluşturulan hedefleri doğru olarak sınıflandırabilmek için güçlü bir özellik çıkarım yapmıştır. Bunu gerçekleştirirken örüntü tanıma yöntemleri kullanmıştır. Radar tarafından oluşturulan hedef işaretleri için dalgacık dönüşümü, entropi ve çeşitli zaman frekans spektral analiz tekniklerinden faydalanmıştır. Bu analizler tümleşik özellik çıkarım yöntemleri ile değerlendirmiştir.

Kaynak [6]'da bir dalga kılavuzu içinde yayılan elektromanyetik dalgalar DD ile modellenmiştir. Bu çalışmada, bir dalga kılavuzunun başına ve sonuna, sırasıyla, bir dalgacık dönüşümü filtresi ve ters dalgacık dönüşümü filtresi yerleştirilmiştir. Böylelikle dalgacık türleri için elde edilen değerlerin kıyaslanması ile istenilen doğrulukta çözümlerin oluşabileceği gösterilmiştir.

Kaynak [7]'de endoskopik görüntülerin değerlendirilmesinde görüntü işleme temelli akıllı karar destek sistemi üzerine bir çalışma yapmıştır. Burada örüntü tanıma ve sınıflandırma yapılmıştır. İşlem doğruluğu üzerinde etkisi büyük olan görüntü bölütleme üzerinde durulmuştur. Tercih edilen öznetelik çıkarım yöntemleri ile eğitici YSA yapısı kolonoskopik video görüntülerden normal ve ab-normal (polip) dokuların teşhisi üzerine uygulama yapılmıştır.

Kaynak [8]'de sinyallerdeki ani değişimler ve durağan bileşenlerin bir arada olduğu sinyallerin işlenmesi hedeflenmiştir. Bunu sağlamak amacı ile yüksek frekans çözünürlüğü hem de yüksek zaman çözünürlüğünün birlikte incelenebilmesi için bir sinyal işleme yöntemi incelenmiştir. Bu sebeple bu çalışmada, frekans-zaman analizi yapan bir diğer

yöntem olan “Dalgacık Dönüşümleri” araştırılmıştır. Yapılan çalışma ile otomotiv, gürültü ve titreşim sinyallerine uygulanabilirliği örnekler üzerinden incelenmiştir.

Kaynak [9]’da bölünmeli kümeleme yöntemleri kullanılarak sentetik ve gerçek veri setleri üzerinde çeşitli testler yapılarak, algoritmaların performansları karşılaştırılmıştır. Kümeleme algoritmalarının kolaylıkla uygulanması ve görsel olarak yorumlanması için MATLAB ortamında iki tane program geliştirilmiştir. Geliştirilen bu programlar yardımı ile veri madenciliğinde kümeleme işlemleri gerçekleştirilmiştir.

Kaynak [10]’da yapılan çalışmada Nüfuz Tespit Sistemi ile ağ güvenliği zarar görmeden anormalliklerin kısa sürede tespit edilmesi amaçlanmıştır. Bunun için de k-means, k en yakın komşu, k-medoids ve tcm-knn olmak üzere dört ayrı yöntem kullanılmıştır. Öznitelik seçimleri, öznitelikler arası ilişkiler, veri ön işleme ve benzerlik ölçümleri üzerinde durulmuştur. Kullanılan yöntemlerden elde edilen sonuçların iyileştirilmek için yöntemleri bir arada kullanan hibrit üç farklı yapı geliştirilmiştir.

Kaynak [11]’de öğreticisiz öğrenme modelleri üzerinde durulmuştur. Bunlar yardımı ile traverten plakalar için yeni bir sınıf tanımlaması yapılmıştır. Yöntemlerle birçok öznitelik analizi yapılarak traverten plaka taşlar için en uygun değeri veren özniteliklerin seçimi gerçekleştirilmiştir.

Kaynak [12]’de bir örgüte kayıtlı ülkelerin ekonomik performansını gösteren makro-ekonomik ve sosyo-kültürel göstergeleri kullanılmıştır. Bu veriler ile örgütlenmede yer alan ülkelerin gelişmişlik bakımından hangileriyle benzerliğinin/farklılığının olduğunun ortaya konulmasına odaklanılmıştır. Bu amaçla bulanık kümeleme analizinden yararlanılmıştır. Bulanık kümeleme analizi için MATLAB ve R paket programları kullanılmıştır. Bunlara ilaveten aynı verilere klasik kümeleme yöntemlerinden olan k-medoid kümeleme yöntemi de uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar birbirleri ile karşılaştırılmıştır.

Kaynak [13]’de veri madenciliğinin kullanım alanları, veri madenciliği model ve teknikleri açıklanmıştır. Ayrıca belirli bölgelere ait verilerin analizinde veri madenciliği tekniklerinin kullanımını üzerinde durulmuştur. Bu kapsamda ülkemizde ki trafik kaza istatistik veri setleri üzerinde k-ortalama, k-medoids ve Birleştirici Hiyerarşik Kümeleme

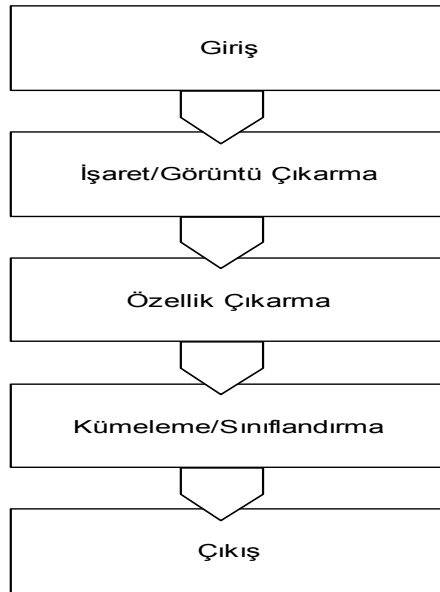
yöntemleri kullanılarak kümeleme analizi yapılmıştır. Elde edilen veriler kullanılarak çok değişkenli haritalar üretilmiştir. Bu haritalar birbirleri ile karşılaştırılmıştır. Son bölüm de haritaların risk yönetimi ve güzergâh planlamada kullanılabilirliği tartışılmıştır.



2. ÖRÜNTÜ TANIMA

Örüntü, çevremizdeki nesnelerin, seslerin, frekansların vb. değişmelerin belirli ölçütler de tekrarlanması olarak ifade edilebilir. Bu işlemi kısmi olarak insanlar da yapmaktadır. İnsanlar, etraflarında duydukları sesleri/görüntüleri önceden duydukları/gördükleri ses/resimlerle kıyaslayarak neye ait olduğuna dair bir karar verirler. Bu karar genelde bir netlik oluştursa da farklı alanlarda tam bir netlik oluşturmaz. Netlik sağlamak amacı ile bir makine öğrenmesi olan örüntüleme faydalanılır. Örüntü tanıma için bilgisayarlar ve çeşitli yazılımlar kullanılır [14].

Örüntü tanıma, ortak özellikleri bulunan ve bu özelliklere bağlı olarak benzerlikleri tespit edilen nesne ve işaretlerin belirli gruplara ayrılarak kümelenmesi/sınıflandırması işlemidir. Örüntü tanıma ile hedeflenen, bilinen örüntüler yardımı ile küme/sınıflar oluşturularak bilinmesi istenen örüntüleri ilgili küme/sınıfa yerleştirmektir. İhtiyaca bağlı olarak yeni küme/sınıflar oluşturabilmektir. Bu kavram işaret/görüntü çıkarma, özellik çıkarma ve kümeleme/sınıflandırma olmak üzere üç önemli kısımdan oluşur. Şekil 2.1’de örüntü tanıma blok şeması verilmektedir.



Şekil 2.1. Örüntü tanıma blok şeması [15].

İşaret/Görüntü Çıkarma: İşlenecek işaret/görüntünün ilk kısmıdır. Burada dönüştürme, filtreleme, bileşenlerine ayırma, modelleme vb. teknikler uygulanarak işaret/görüntü işlenmeye hazır hale getirilir. Buraya daha çok algılayıcıdan alınan fiziki sinyaller gönderilir.

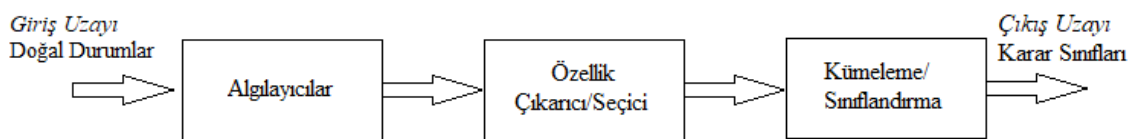
Özellik Çıkarma: İşlenmeye hazır hale getirilmiş işaret/görüntünün tanınmasını sağlayacak ana özelliklerin tespit edildiği ve normalizasyonun gerçekleştiği kısımdır. Özellik çıkarma kısmı ile veri boyutu da indirgenir. Kurulan sistemin başarı oranını en fazla etkileyen bölümdür.

Kümeleme/Sınıflandırma: Gerekli aşamalardan geçmiş işaret/görüntünün özellik kümesinin indirgenmesi gerçekleştirilir. Kümeleme/Sınıflandırma ile aynı zamanda formülasyon yapılarak tanımlayıcı kararlar oluşturulur. En son olarak işaret/görüntü uygun küme/sınıfa aktarılır.

Askeri savunma/saldırı teknolojileri, mühendislik, güvenlik sistemleri, tıp, tarım vb. bilim alanlarında kullanılmaktadır. Elektroensefalografi (EEG) sınıflama, ses tanıma, görüntü tanıma, yüz tanıma, biyomedikal kontrol, damar tanıma kullanım alanlarına örnek olarak verilebilir [15].

2.1. Örüntü Tanıma Sistemleri

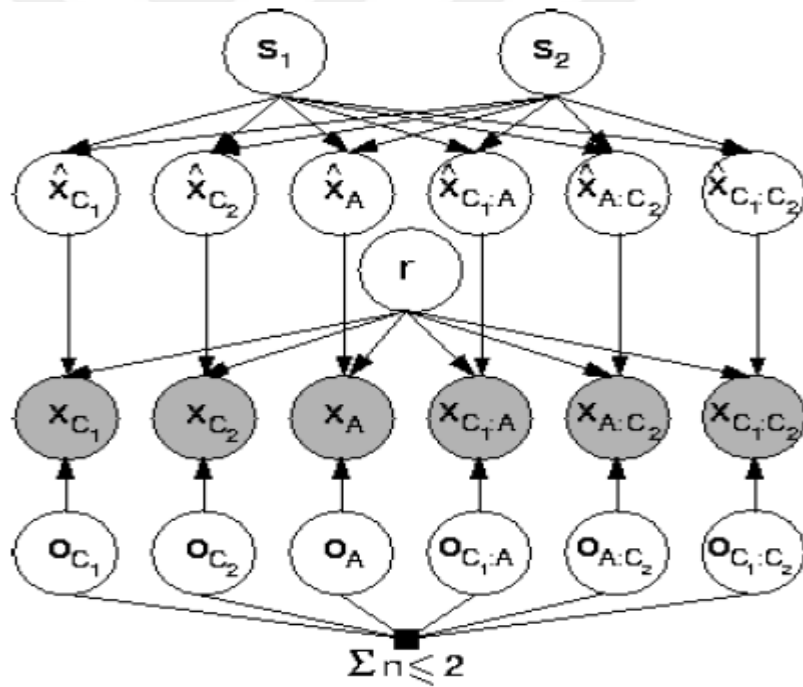
Algılayıcılar, doğadaki herhangi bir andaki herhangi bir doğal değişimi ölçümleyebilen elemanlardır. Örüntü tanıma sistemleri; istatistiksel örüntü tanıma, yapısal örüntü tanıma ve akıllı örüntü tanıma olmak üzere üç başlık altında toplanabilir. Bu yöntemlerin örüntü tanıma yaklaşımları arasında kesin bir ayrımı yoktur. İstatistiksel ve yapısal örüntü tanımanın kendi özel durumlarına ait zorlukları vardır. Akıllı örüntü tanıma öğrenme tabanlı olduğundan bu özel durumları çözmeye yeteneğine sahiptir. Temel olarak bir örüntü tanıma sisteminin blok şeması Şekil 2.2’de verilmektedir.



Şekil 2.2. Örüntü tanıma sistemi [2].

2.1.1. İstatistiksel Örüntü Tanıma

İstatistiksel örüntü tanıma yöntemi Bayes Karar Teorisi ile birlikte kullanılır. Bayes teoremi, herhangi bir sonuca ait nedeni bulmaya çalışırken sonucun koşullu olasılık yardımı ile hangi olasılıkla hangi sebepten dolayı meydana geldiğini bulmaya yardımcı olur. Bayes Karar Teorisi ise karar vericinin geçmişe ait tecrübesinden, bilgisinden faydalanarak kişisel değerlendirmelerini analiz eder ve Bayes Teoremi yardımıyla alternatif hareket tarzlarının sistematik bir şekilde değerlendirilmesini sağlayan analiz yöntemidir. Bu sayede karar verilirken mevcut ve önceki bilgiler kullanılarak en uygun sonucun seçilmesi imkânı oluşur. İstatistiksel örüntü tanıma yöntemi Şekil 2.3’de verilen Bayes karar teorisini temel alarak sınıflama algoritmaları ve istatistiksel analizi esas alır.



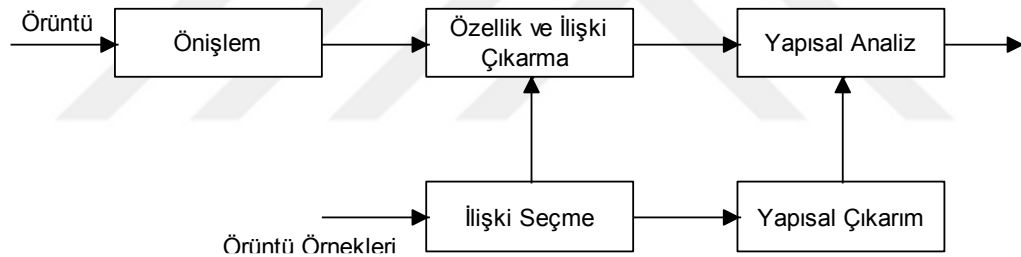
Şekil 2.3. Bayes karar teorisi [16].

İstatistiksel örüntü tanıma yönteminde, kümeleme/sınıflama algoritmaları istatistiksel analiz üzerine oluşturulmuştur. Aynı küme/sınıfa ait örüntüler, istatistiksel olarak benzer karakteristikleri içerirler. Bu yöntemde, ayırt ediciler özellik olarak nitelendirilen karakteristik ölçümlerle giriş örüntülerinden elde edilir. Kullanılan örüntülere ait bir özellik vektörü vardır. Kümeleme/sınıflandırma yapılırken karar ve sınıflandırma yöntemleri

üzerinde önemle durulur. Kümeleme/sınıflandırma tasarımı, ihtimaller ve ölçümler gibi işlenebilir örüntü bilgilerini birleştirmeyi hedef edinir. Böylece kümeleme/sınıflama, giriş veri uzayının olasılık yoğunluk fonksiyonlarının tahmini üzerine kurulu istatistiksel bir yöntemdir.

2.1.2. Yapısal Örüntü Tanıma

Yapısal (geometrik, kural dizilim) örüntü tanıma ile şekilsel olarak verilen örüntüler temel karakteristik tanımlamaya indirgenir. Örüntülerden elde edilen bilgi özellikler kümesinin sayısal değerlerini içermeyebilir. Kümelemeyi/sınıflandırmayı ve tanımayı kolaylaştıran özelliklerin birbirine bağlanması ile aralarındaki karşılıklı ilişkinin meydana getirdiği yapısal bilgilerdir. Bu yöntemde basit alt örüntüler daha karmaşık üst örüntüleri tanımlamak amacı ile kullanılır. Şekil 2.4'te yapısal örüntü tanıma sistemi blok şema olarak gösterilmektedir [17].

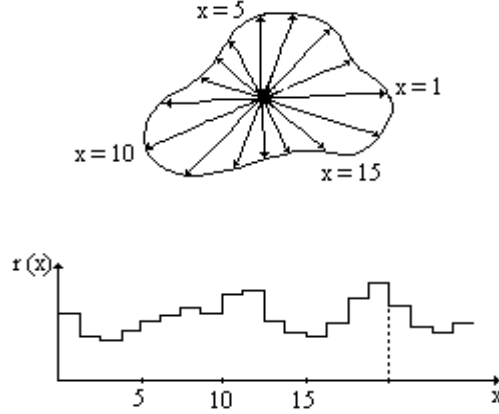


Şekil 2.4. Yapısal örüntü tanıma sistemi [15]

Yapısal örüntü tanıma yönteminde farklı birimler arasında ahenk olması önem teşkil eder. Böylelikle örüntü tanımda kullanılan bazı şekillerin tanınması kolaylaşır. Örneğin, bir sandığı tanıtmak istersek, “dört köşe, dikdörtgen prizmasına benzeyen kapaklı cisim” olarak yapılan tanımlama temel alınabilir. Bu yöntemde, çevre uzunluğu, alan, ağırlık merkezi, eylemsizlik momenti ve Fourier tanımlayıcıları gibi genel özellikler kullanılır. Yapısal örüntü tanıma yöntemine örnek olarak Otoregresif model, poligonal yaklaşım ve zincir kodları verilebilir [17].

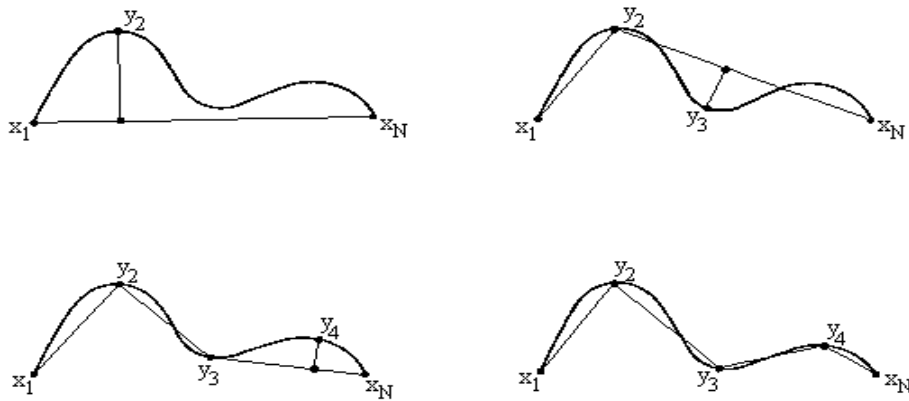
Otoregresif model: Genel olarak durağan zaman serileri sistemlerinin tanımlanmasında kullanılır. Hareketli zaman serilerinde kullanılması gerekiyorsa sistemin durağanlaştırılması gerekir. İlk başlangıçta nesnenin merkezi hesaplanarak bulunur. Nesnenin kenarlarını

oluşturan noktaların ayrı ayrı merkeze göre Öklid uzaklığı da ikinci aşamada bulunur. Şekil 2.5’de örnek bir nesne örüntüsünün merkezine göre kenar uzunluklarının değişimi görülmektedir.



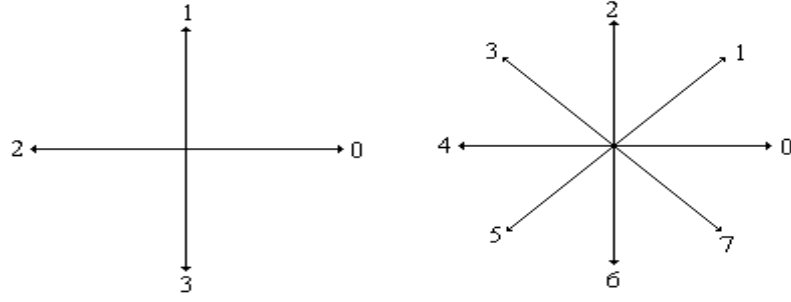
Şekil 2.5. Bir nesne örüntüsünün merkezine göre kenar uzunluklarının değişimi [17].

Poligonal yaklaşım: Ana dayanağı nesnenin kritik noktalarının tespit edilmesi yöntemidir. Öncelikle nesnenin en sol üst sınır pikseli ile en sağ alt sınır pikseli başlangıç kritik noktaları olarak tespit edilir. Tespit edilen bu noktalar düz bir çizgi ile birleştirilir. Çizilen çizgiye dik doğrular ile kenar piksellerin kesiştiği noktalar belirlenir. Örnek bir nesne üzerinde Şekil 2.6’da verildiği gibi kritik noktalarının tespit edilmesi gösterilmektedir.



Şekil 2.6. Poligonal yaklaşım ile nesnenin kritik noktalarının tespit edilmesi [17].

Zincir kodlar: Nesnenin tanıtılmasında kenar çıkarma işlemi yapıldıktan sonra sadece dış çizgileri kalır. Artık nesnenin kenar bilgilerinin kodlanması yapılmalıdır. Kodlama işlemi için zincir kodları kullanılabilir. Zincir kodlama dördü ve sekizli olmak üzere iki çeşittir. Şekil 2.7 a) Dördü ve Şekil 2.7 b) Sekizli zincir kod gösterilmektedir.

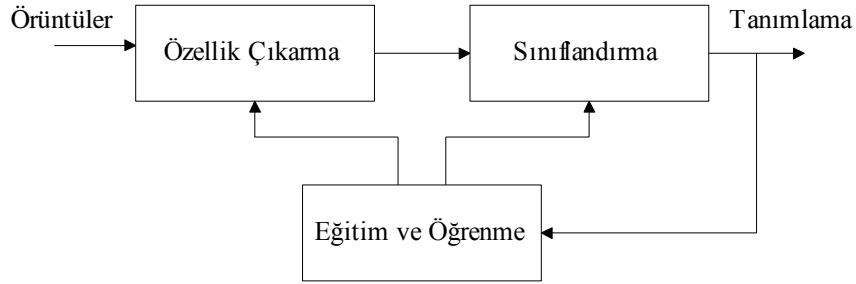


Şekil 2.7. a) Dörtlü zincir kod

b) Sekizli zincir kod [17].

2.1.3. Akıllı Örüntü Tanıma

Akıllı örüntü tanıma ile yapılan sistem; hafızaya, genelleme yapma yeteneğine, belirli bir hata toleransına ve karar verme yeteneğine sahip olmalıdır. Bu yöntem karar vermeden önce geçmiş bilgilerinden yararlanarak sonuç çıkarabilir. Bunu sağlayabilmek için öğrenme yeteneğinin olması gerekir. Buradaki genelleme, akıllı örüntü tanımının karşılaştığı yeni bir durumu daha önceki deneyimlerine dayalı olarak sonuçlandırması olarak ifade edilir. Şekil 2.8’de akıllı örüntü tanıma yaklaşımına ait yaklaşım verilmektedir.



Şekil 2.8. Akıllı örüntü tanıma yaklaşımı [16].

Akıllı örüntü tanıma, öğrenmesi olan YSA bağlamında gelişmektedir. YSA ve istatistiksel örüntü tanıma yaklaşımları birbirine çok yakın gibi görünürler. Bu nedenle YSA’yı istatistiksel örüntü tanımının devamı olarak ifade eden görüşler de bulunmaktadır. Ancak YSA öğrenme algoritmaları, istatistiksel özellikleri kullanmazlar [15].

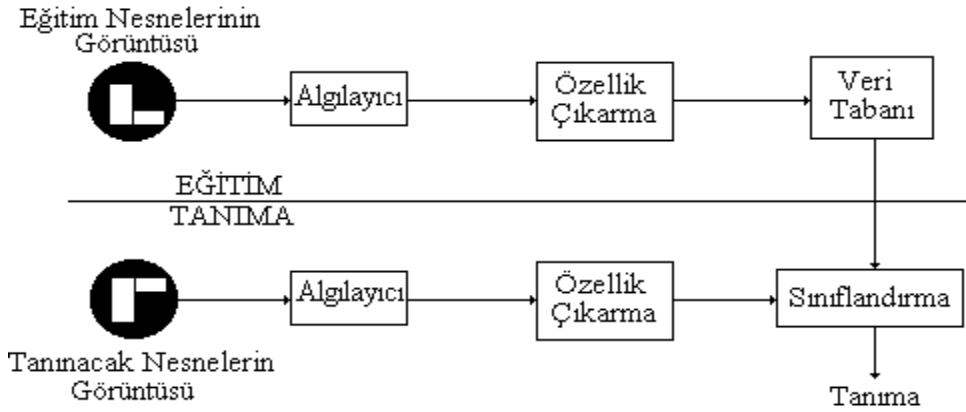
YSA’ların genel özellikleri;

- Doğrusal olmama

- Öğrenilebilirlik
- Genelleme
- Uyarlanabilirlik
- Hata toleransı
- Donanım ve hız olarak tanımlanabilir [18].

2.2. Örüntü Tanıma Sistemlerinin Bileşenleri

Örüntü tanıma sistemleri genel olarak eğitim ve tanıma olarak iki aşamadan oluşmaktadır. Bu sistemlerin karar vermelerini sağlayan elemanlar blok olarak Şekil 2.9’da gösterilmektedir. Bunlar; algılayıcılar, özellik çıkarma, veri tabanı ve kümeleme/sınıflandırma bileşenleridir. Şekil 2.9’da verilen sistemde ki algılayıcılar ve özellik çıkarma elemanları farklı özelliklerde olabilirler.



Şekil 2.9. Örüntü tanıma sistemi blok gösterimi [16].

Örüntü tanıma sistemlerinin yaptığı işlemler;

- Ön işlem
- Özellik Çıkarma
- Kümeleme/Sınıflandırma

2.2.1. Ön işlem

Ön işlemden genelde algılayıcılar tercih edilir. Bunlar sisteme ortamdaki fiziki değişimleri elektrik sinyali olarak aktarmak amacıyla kullanılırlar. Üretilen sinyaller

sistemin kullanımına uygun değildir. Veriler sistemin kullanımına uygun hale getirebilmek için bazı ön işlemlerden geçirilmelidir. Ön işlemler sinyalin türüne göre farklılık gösterebilir.

Bunlar;

- Gürültü azaltma
- Eşikleme
- Bölge ayırma
- Bölge büyümesi
- Optik akış
- Kenar çıkarma

Gürültü azaltma: Sisteme vermek istediğimiz sinyale dış ortamdan karışan istenmeyen sinyaller gürültüdür. Bunları azaltarak veya yok ederek sisteme vermek gerekir. Bu sağlanmaz ise kurulan sistem yanlış kararlar verebilir.

Eşikleme: Sisteme bir görüntü verilecek ise bunu sayısal sisteme çevirmek amacı ile kullanılır. Siyah ve beyaz olmak üzere iki renk vardır. Bu işlem gri seviyelerinin üstü piksellere “1” değeri, altında olan piksellere de “0” değerinin atanması ile yapılır. Atanan bu değere eşik değeri denmektedir. Şekil 2.10’da eşikleme işlemi öncesi ve sonrası gösterilmektedir.



Şekil 2.10. Eşikleme işlemi öncesi ve sonrası [17].

Bölge ayırma: Görüntü üzerinde işlem yapılacak ise bu görüntünün farklı özelliklerine; piksel yoğunluk değeri, spektral değerleri, doku, kenarlar, değişik şekiller ve ilişkilerine bağlı olarak farklı bölgelere ayrılmasıdır. Bu ayırım ihtiyaca göre yan yana iki piksele kadar da indirgenebilir.

Bölge büyümesi: Görüntü netliği, istenilen seviyede değil ise en küçük piksellere yeni pikseller eklenerek görüntünün büyütülmesidir. Bölgesel olarak yapılabildiği gibi tüm görüntü için de yapılabilir.

Optik akış: Üç boyutlu görüntü içerisinde sabit ve hareketli nesnelere olabilir. Görüntü içerisindeki hareketli nesnelere, hızları, yönü vb. tahmin etmek amacıyla kullanılır.

Kenar çıkarma: Görüntünün mümkün olduğunca az yer kaplaması görüntü tanımlama da önemlidir. Bunu sağlamak amacıyla görüntüdeki bilgi açısından gereksiz yerlerin alınmaması kenar çıkarmadır. Böylelikle görüntü az yer kaplar ve işlem en hızlı biçimde gerçekleşir. İyi bir görüntü tanıma, boyuttan, parlaklıktan, yer ve duruş açısındanki değişimlerden etkilenmemelidir.

Kenar çıkarma nesnenin yüzey yoğunluğundaki değişimi kendine esas edinmelidir. Buradan farklı aydınlık değerlerindeki iki homojen alan arasındaki sınır kenar olarak ifade edilir. Böylelikle kenarın görüntüdeki aydınlık seviyesinin yerel değişimi şeklinde düşünülebilir. Kenar çıkarıcılarının etkinliği, homojen alan noktalarından gerçek kenar noktalarını ayırt etme yeteneğine bağlıdır. Görüntü analizlerinin sınıflandırılmasında çok önemli işlevleri vardır [17].

2.2.2. Özellik Çıkarma

Örüntü tanımanın en önemli kısmıdır. Özellik çıkarma kümeleme/sınıflandırmanın hatasız ve net bir şekilde ortaya çıkmasında, başarının sağlanmasında oldukça etkilidir. Bu yöntem ile aşağıda verilenler hedeflenmektedir.

- Sinyal/görüntüyü daha küçük boyutlara sığdırarak kümeleyici/sınıflandırıcı eğitimini hızlandırmak ve hata oranını düşürmektir.
- Karmaşık görüntülerin genel özelliklerini bozmadan sadeleştirebilmektir. Kararın daha isabetli olmasını sağlar.
- Örüntü tanıma işlemini hızla gerçekleştirmektir.
- Sisteme içeriden/dışarıdan gelebilecek istenmeyen girişlere olanak tanınamamasıdır. Aksi olursa sistem kararlı çalışmaz ve istenen sonuçlar alınmayabilir.

- Zaman ve frekans gösterimi daha çok işaret örüntüleri için kullanılmaktadır. Bu sayede işaretin karakteristik bilgileri daha iyi anlaşılır.
- Özellik çıkarılacak bir nesne örüntüsü de olabilir. Bu durumda nesne örüntüsünü doğru/eğri çizgiler, köşe, delik, kenar ve sınır eğriselliği gibi nesneye ait özelliklerinden faydalanmasıdır.

Özellik çıkarma endüstri için uygulanacak ise daha çok nesnelere kullanıldığından nesne özelliklerine dayanılarak çıkarılır. Genel (çevre, ağırlık merkezi, sınır noktalarının ağırlık merkezine uzaklığı, alan, eylemsizlik momenti), yerel (doğru parçaları, çember parçaları) ve ilişkisel (alt parçaların birbirlerine göre uzaklıkları, açıları) olmak üzere nesnelere için üç tipte özellik çıkarılır.

2.2.3. Sınıflandırma

Özellik çıkarma ile elde edilen bilgilerin belirli özelliklerine göre ayrıştırılması için oluşturulan gruplar sınıflandırmadır. Sınıflandırma ile hedeflenen nesne/sinyali kendisine en yakın olanlarla aynı gruba dahil etmektir. Bunu sağlamak amacıyla ile gruba ait nesne/sinyal ölçütleri önceden belirlenir.

Sınıflandırma işlemini yapmak için günümüzde birçok yöntem geliştirilmiştir. Genel olarak;

- Geleneksel sınıflandırma, Bayes karar teorisi algoritmalarını esas alırlar. Ortak dezavantajları gürültüden etkilenmeleridir.
 - Çok değişkenli Gauss modelleri
 - En yakın komşu
 - Maksimum olabilirlik
 - İkili ağaç sınıflandırıcıları
 - Fisher'in doğrusal sınıflandırıcıları
- Akıllı sınıflandırma, yüksek başarı oranları nedeniyle çok fazla tercih edilmektedir.
 - YSA
 - Destek vektör
 - Uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemleri örnek olarak verilebilir.

Sınıflandırma yöntemlerini işlem yapma biçim ve mimarilerine göre tasnif edecek olursak;

- Parametrik Sınıflandırıcılar
 - Bayes
 - Maksimum olabilirlik
- Parametrik Olmayan Sınıflandırıcılar
 - En yakın komşu (k-NN)
 - Parzen Pencereleeri
- Akıllı Sınıflandırıcılar
 - Yapay Sinir Ağı Sınıflandırıcıları
 - Bulanık Sınıflandırıcılar
 - Nöral – Bulanık Sınıflandırıcılar (ANFIS)

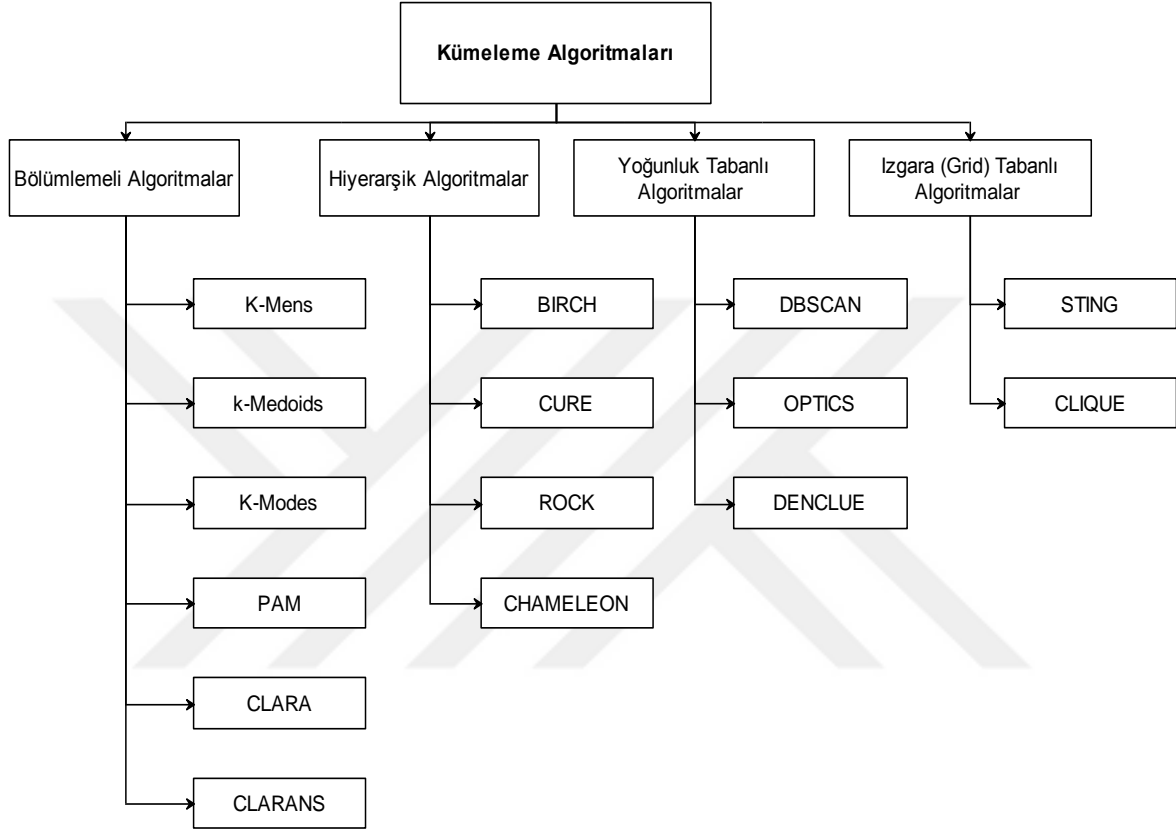
2.2.4. Kümeleme

Sınıflandırma da olduğu gibi özellik çıkarma ile elde edilen veriler kullanılır. Kullanılan bu verilere bağlı olarak gruplar oluşturulur. Yalnız sınıflandırmadan farklı olarak grup özellikleri önceden belirlenmez. Kümeleme algoritmaları grupları, mevcut verilere göre kendileri oluştururlar. Bu sayede çok hızlı işlem yaparlar.

Kümeleme işlemi için kullanılacak veriler;

- Sayısal (Nümerik) Veriler
- Kategorik Veriler
- Metin Verileri
- Multimedya Verileri
- Zaman Serisi Verileri
- Ayrık Diziler
- Çizgeler ve Homojen Ağlar
- Heterojen Ağlar
- Belirsiz Veriler
- Büyük Veri olarak sayılabilir.

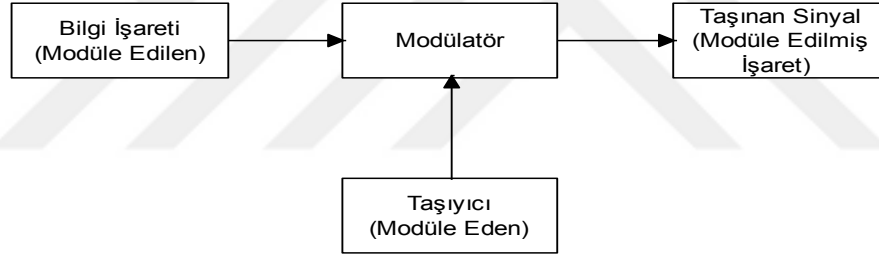
Kümelemenin doğru ve sağlıklı yapılabilmesi için verilere göre kümeleme yöntemleri geliştirilmiştir. Genel olarak kabul gören bölümlenmeli, hiyerarşik, yoğunluk tabanlı ve ızgara (grid) tabanlı algoritmaları esas alan Han vd. tarafından yapılandırılmıştır. Şekil 2.11’de Han vd. yapılan kümeleme yöntemlerinin gruplandırılmasına ait blok şema gösterilmiştir [19].



Şekil 2.11. Kümeleme algoritmaları [20].

3. MODÜLASYON

Üretilen bir bilgi her zaman üretildiği yerde kullanılmaz. Bu bilgilerin daha uzak mesafelere taşınması gerekebilir. Özellikle günümüzde aynı bilgi birden fazla yerde kullanılmak istenebilir. Genel olarak üretilen bilgiler alçak frekanslı olarak üretilirler. Alçak frekanslı bilgilerin bozuk arazilerde (dağlar, tepeler, yüksek binalar, çukur, vb.) taşınması hem zor hem de maliyeti yüksektir. Bu gibi etkileri ortadan kaldırmak için üretilen bu sinyali taşımada yüksek frekanslar kullanır. İşte alçak frekanslı bir bilginin yüksek frekanslı bir sinyalle bir yerden başka bir yere iletilmesi işlemine modülasyon denmektedir. Modülasyon ile taşıyıcı sinyalin bazı özellikleri (genlik, faz, frekans) değiştirilerek bilgi sinyali taşınır. Taşınan bu sinyale modüleli sinyal bu işlemi yapan elamana da modülatör denir. Şekil 3.1’de genel bir modülatör blok şeması verilmektedir [3].



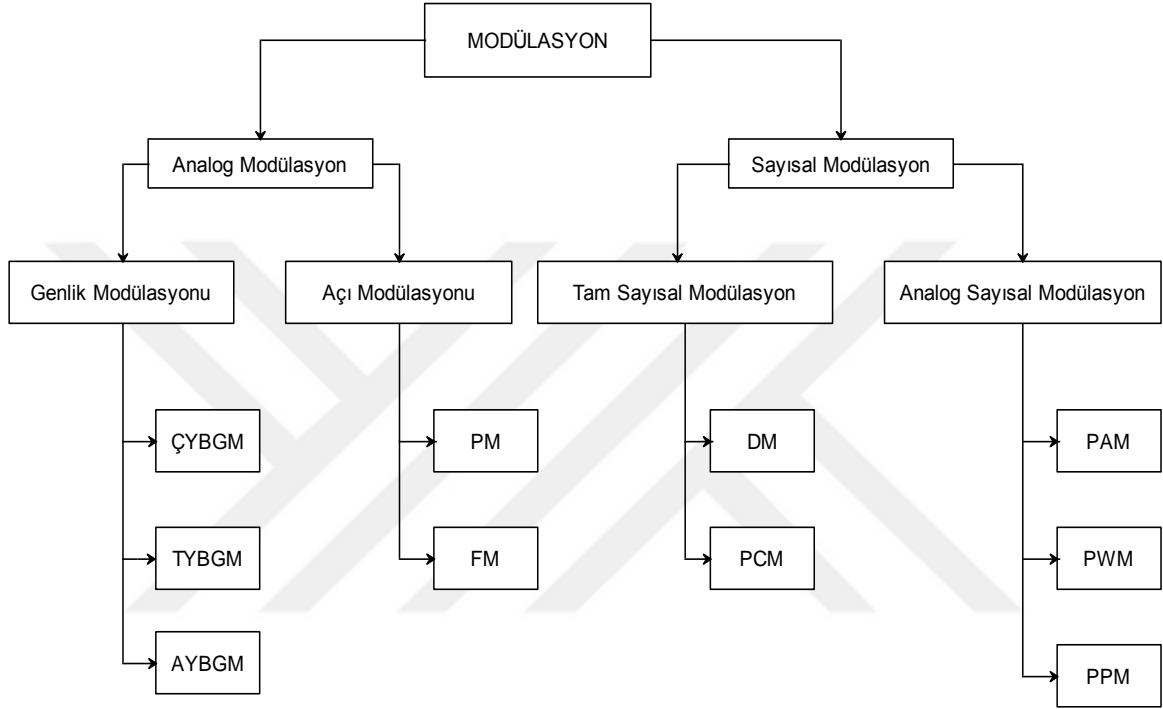
Şekil 3.1. Modülatör blok şeması

Modülasyon ile üretilen sinyalleri iletmek için vericiler kullanılır. İletilen sinyalleri de başka bir noktadan tekrar geri almak için alıcılar kullanılır. Sinyalleri daha uzak noktalara iletebilmek/almak için de antenler kullanılır. Taşınan sinyalin tekrar eski haline dönmesi sağlanmalıdır. Bunu gerçekleştirmek için yapılan işleme de demodülasyon denmektedir.

Modülasyon yapılarak bilginin taşınması ile aşağıda verilen faydalar sağlanır;

- Mevcut iletim hattı üzerinde birden fazla kanalın kullanılmasına imkân sağlar.
- Arazi şartlarından (dağlar, tepeler, yüksek binalar, çukur, vb.) etkilenmeyi azaltır.
- Anten boyutlarını küçültür.
- Üretilen alıcı ve verici devrelerini basitleştirir.
- Gürültü faktörlerinden etkilenmeyi azaltır.
- Tüm frekans bölgelerinden yararlanma imkânı sunar [2].

Modülasyon işlemi farklı biçimlerde yapılabilmektedir. Bunlar genel olarak analog modülasyon ve sayısal modülasyon olarak iki gruba ayrılır. Bu gruplar da kendi içlerinde alt gruplara ayrılır. Modülasyon grupları Şekil 3.2’de blok şema olarak düzenlenerek verilmektedir. Modülasyon çeşitleri alt başlıklar halinde incelenecektir [21].



Şekil 3.2. Modülasyon çeşitleri blok şeması [21].

3.1. Analog (Sürekli Dalga) Modülasyon

Analog modülasyon daha çok ses, müzik, video, resim, vb. zamana bağlı olarak sürekli değişen sinyallerin iletilmesi amacı ile kullanılır. Sinyalleri iletmek amacı ile taşıyıcı sinyaller kullanılır. Kullanılan bu taşıyıcı sinyaller sinüzoidal dalga şeklindedir. Analog modülasyon sürekli dalga modülasyonu (Continuous Wave - CW) olarak da ifade edilir.

Analog modülasyonda, taşıyıcı sinüzoidal sinyal $A_c \cos(\omega_c t + \phi)$ olarak kabul edilir. Bu durumda modüleli sinyalin matematiksel ifadesi;

$$x_c(t) = A(t) \cos[\omega_c(t) + \phi(t)] \quad \omega_c = 2\pi f_c \quad (3.1)$$

olarak yazılabilir. Burada ω_c 'ye [ya da $f_c = \omega_c / 2\pi$ 'ye] taşıyıcı frekansı, $A(t)$ taşıyıcının ani genliği ve $\phi(t)$ faz açısını ifade eder.

Analog modülasyon taşıyıcı sinüzoidal sinyalde var olan genlik, frekans ve fazından birinin değiştirilip diğerlerinin sabit tutulması ile elde edilir. Bu yöntem ile farklı analog modülasyon türleri elde edilir [22]. Bunlar;

a) Genlik Modülasyonu (G.M.)

- Çift Yan Bant Genlik Modülasyonu (Ç.Y.B.G.M.)
 - Taşıyıcılı Ç.Y.B.G.M.
 - Taşıyıcısız Bastırılmış Ç.Y.B.G.M.
 - Azaltılmış Taşıyıcılı Ç.Y.B.G.M.
- Tek Yan Bant Genlik Modülasyonu (T.Y.B.G.M.)
 - Taşıyıcılı T.Y.B.G.M.
 - Bastırılmış Taşıyıcılı T.Y.B.G.M.
- Artık Yan Bant Genlik Modülasyonu (A.Y.B.G.M.)

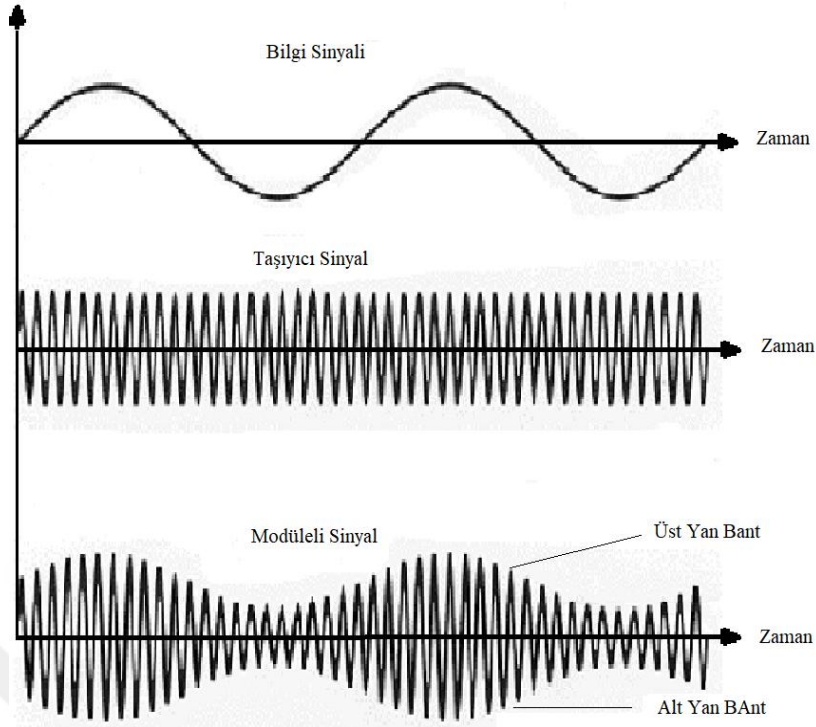
b) Açık Modülasyonu

- Faz Modülasyonu (P.M.)
- Frekans Modülasyonu (F.M.) [22].

3.1.1. Genlik Modülasyonu (GM)

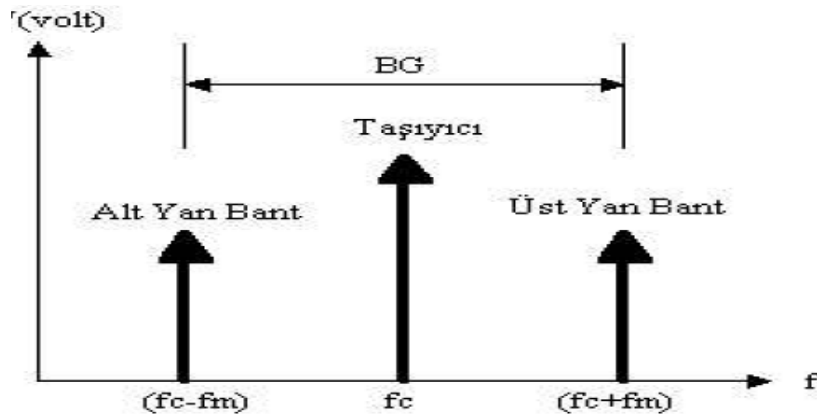
Genlik Modülasyonu (GM) ile bilgi sinyaline bağlı olarak taşıyıcı sinyalin faz ve frekansı sabit, genliği ise değiştirilir. Bu sayede alçak frekanslı bilgi sinyali yüksek frekanslı taşıyıcı sinyal ile taşınmış olur. Taşıyıcı sinyal sinüzoidal ve yapılan modülasyon işlemi doğrusal bir modülasyondur. Bu nedenle doğrusal modülasyon olarak da isimlendirilir [3].

GM ile sinyalin nasıl taşındığı Şekil 3.3'de verildiği gibidir. Şekil 3.3'de zamana bağlı olarak bilgi, taşıyıcı ve modüleli sinyal verilmektedir. Modüleli sinyalin frekans bölgesinde kapsadığı alan kanal/bant genişliği (BandWide – BW) olarak ifade edilmektedir. GM daha çok ses ve görüntü taşınmasında kullanılan bir modülasyondur. Tercih edilmesinin sebebi ucuz ve basit olmasıdır. Uzun ve orta dalga vericilerinde yaygınlıkla kullanılmaktadır.



Şekil 3.3. GM ile bilgi sinyalinin taşınması [23].

GM'nin yapılması ile oluşan bant genişliği taşınacak bilgi işaretinin frekansının iki katı olmalıdır. Taşıma ile oluşan modüleli sinyal (f_m); taşıyıcı sinyal (f_c), üst yan bant (f_m+f_c) ve alt yan bant (f_c-f_m) olarak üç farklı frekansta iletilir. GM ile modüle edilmiş bir sinyalin frekans spektrumunda ki durumu Şekil 3.4 ile verilmektedir. Bu sinyallerin iletilmesinde radyo frekansı (RF) kullanılır.



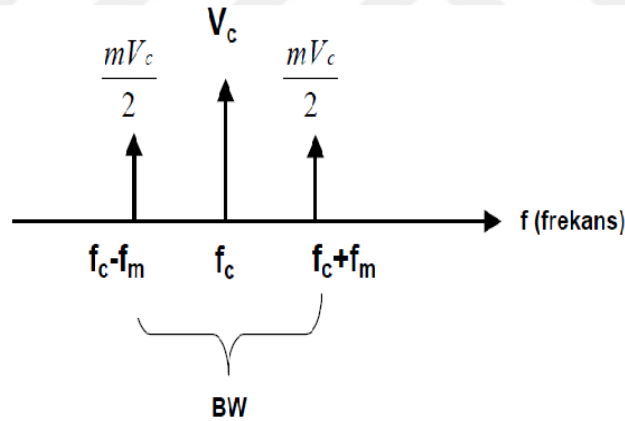
Şekil 3.4. GM ile modüle edilmiş bir sinyalin frekans spektrumunda ki durumu [3].

GM'da modüleli sinyal, [genelliği bozmaksızın Eşitlik (3.1)'de $\phi(t)=0$ alınarak];

$$x_c(t) = A(t) \cos \omega_c(t) \quad (3.2)$$

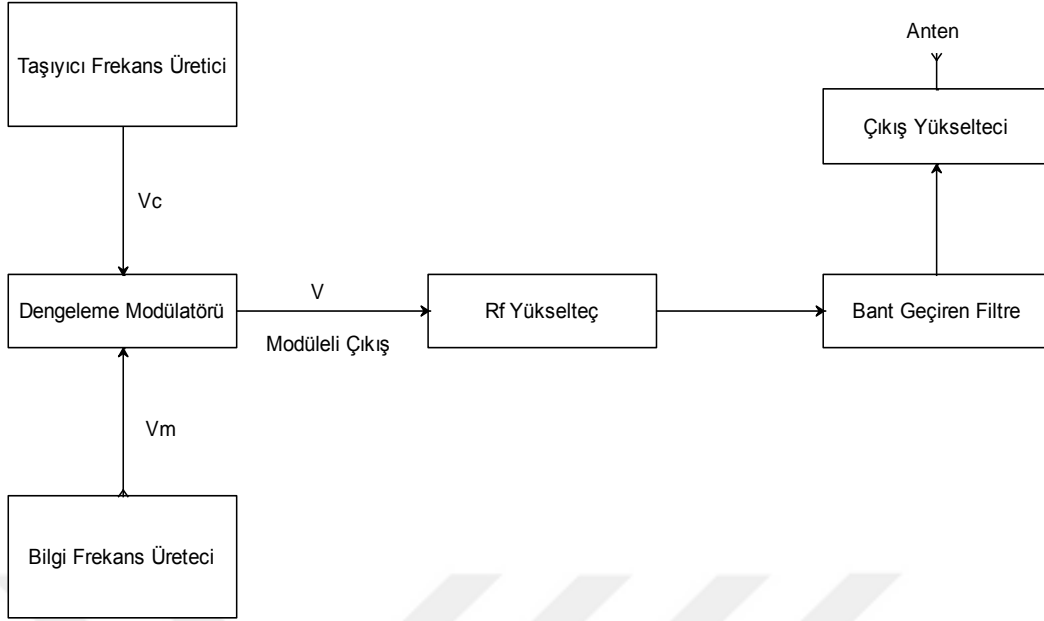
olarak ifade edilir. Formülde taşıyıcı genliği $A(t)$ mesaj sinyali $m(t)$ 'ye doğrusal olarak bağlıdır.

Çift Yan Bant Genlik Modülasyonu (ÇYBGM): Modülasyon işlemi ile bilgi sinyali bir taşıyıcı sinyal ile taşınmaktadır. Modüleli sinyal zaman bölgesinin üst ve alt tarafında kalan bölgelerde taşınır. Bu sinyalin zaman bölgesinde üst tarafta kalan kısmına Üst Yan Bant (ÜSB), alt tarafta kalan kısmına da Alt Yan Bant (AYB) denilmektedir. Şekil 3.5'te görüldüğü gibi modüleli sinyal ÜYB ve AYB olarak taşınıyorsa bu tür modülasyonlara Çift Yan Bant Genlik Modülasyonu (ÇYBGM) denilmektedir. ÇYBGM ait frekans spektrumu Şekil 3.5 ile verilmektedir [4].



Şekil 3.5. ÇYBGM frekans spektrumu [4].

ÇYBGM ile sinyal taşınması esnasında harcanan gücün önemli bir kısmı taşıyıcı sinyal tarafından harcanan güçtür. Taşıyıcı sinyalin harcadığı güç bilgi sinyali gönderilmediği zamanda devam eder. Bu olumsuzluğu önlemek amacı ile bilgi sinyali olmadığı zaman taşıyıcı sinyalde gönderilmez. Bu işlemle taşıyıcısı bastırılmış ÇYBGM elde edilir. Taşıyıcı sinyal sürekli gönderiliyor ise taşıyıcısı bastırılmamış ÇYBGM denilmektedir. ÇYBGM için kullanılacak modülasyon vericisi blok şeması Şekil 3.6'da görülmektedir.



Şekil 3.6. ÇYBGM modülasyon vericisi blok şeması [4].

ÇYBGM modülasyonu elde etmek için; $A(t)$ mesaj sinyali $m(t)$ ile orantılı olmalıdır. Bu formülize edilirse;

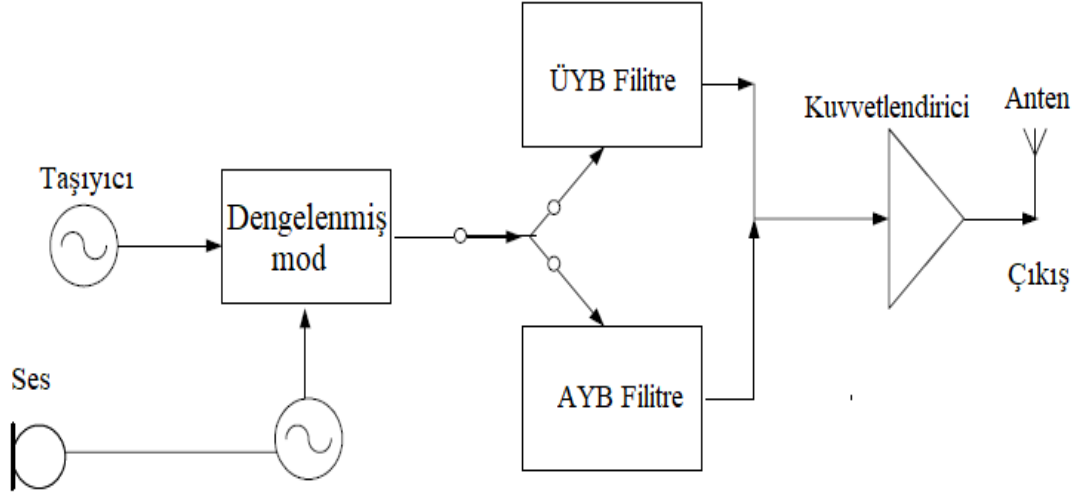
$$x_{\text{ÇYBGM}}(t) = m(t) \cos \omega_c t \quad (3.3)$$

oranlı sabiti 1 olarak alınırsa Eşitlik (3.3) yazılır. Burada ÇYBGM modülasyonunun, sadece $\cos \omega_c t$ biçiminde bir taşıyıcının mesaj sinyali $m(t)$ ile çarpımıdır.

Tek Yan Bant Genlik Modülasyonu (TYBGM): GM ile bilgi taşınırken bilginin taşındığı ÜYB ve AYB'lerden herhangi birinde bilginin tamamının olduğu tespit edilmiştir. Başka bir ifade ile bantlardan birinin iletilmesi ile bilginin de iletilebildiği görülmüştür. Buradan sadece bantlardan birinin iletilmesi ile yapılan modülasyon işlemine TYBGM denilmiştir.

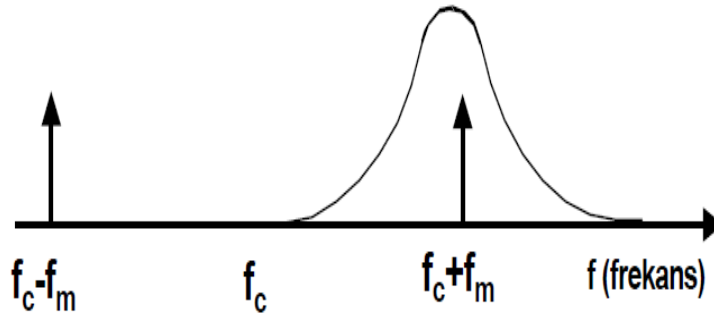
TYBGM ile modülasyon yapabilmek için bantlardan birinin bastırılması veya yok edilmesi gerekir. Bu bastırma işlemi filtre yöntemi ve faz kaydırma yöntemi olmak üzere iki çeşittir. Bunlardan iki filtre kullanan bir TYBGM blok şeması Şekil 3.7'de gösterilmektedir. Devre çıkışında bantlardan birini tercih etmek için anahtarlama elemanı kullanılır. TYBGM bantlardan birini yok ettiğinden veya bastırıldığından modülasyon için harcanan güçten de tasarruf sağlanır. Aynı zamanda daha yüksek frekanslarla işlem yapılmasına imkân

tanıldığından daha uzak noktalara taşınması da kolay ve ucuz olur. Bu modülasyon dar bir banttan iletim yaptığı için yoğun istasyon olan bölgelerde tercih sebebidir [4].



Şekil 3.7. İki filtre kullanan bir TYBGM [21].

Şekil 3.7'deki gibi bir devre yardımı ile sadece ÜYB elde edilerek modülasyon gerçekleştirilir ise elde edilecek frekans spektrumu Şekil 3.8'de görüldüğü gibi olur.



Şekil 3.8. TYBGM ile gerçekleştirilen ÜYB frekans spektrumu [21].

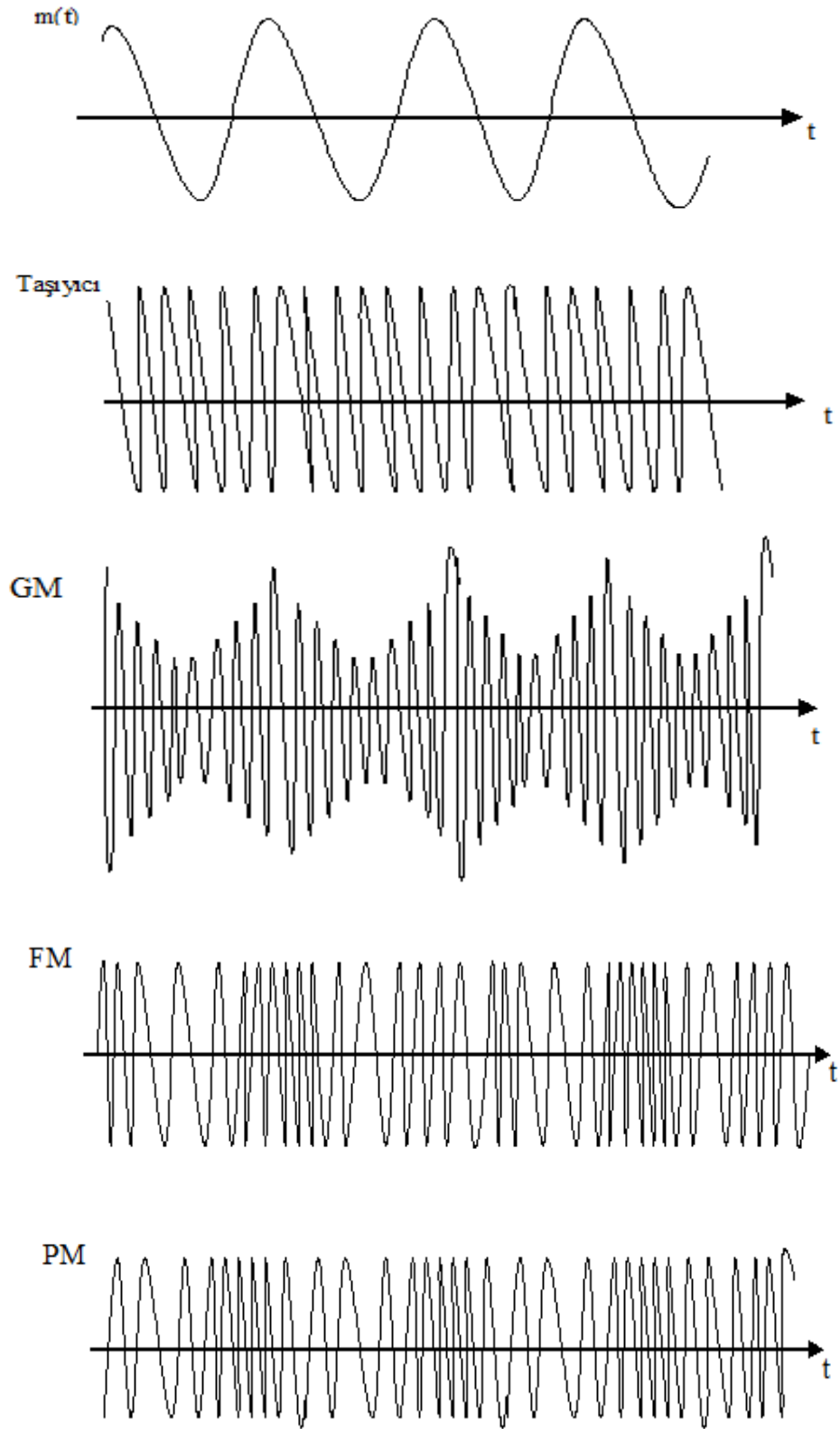
Artık Yan Bant Genlik Modülasyonu (AYBGM): ÇYBGM ile fazladan güç harcanmakta ve bant genişliği fazla olmaktadır. TYBGM'de ise bantlardan birinin elde edilmesinin zorluğu vardır. Bu nedenlerden ötürü bantlardan biri oldukça azaltılır (yok edilecek kadar). Öteki bant ise kısmen zayıflatılır. Bu şekilde yapılan sinyal iletimine Artık Yan Bant Genlik Modülasyonu (AYBGM) denmektedir. Bu yöntem daha çok televizyon yayınlarının iletilmesinde kullanılır [4].

3.1.2. Açık Modülasyonu

GM ile genlik değiştirilip faz ve frekans sabit tutuluyordu. Açık Modülasyonunda (AM) ise genlik sabit tutulup faz/frekans değiştirilerek modülasyon işlemi gerçekleştirir. Bu nedenle iki çeşit açık modülasyonu vardır. Bunlar; frekans modülasyonu (FM) ve faz modülasyonu (PM) olarak isimlendirilir.

AM ile GM arasındaki farklar;

- GM ile yapılan modülasyon lineer, açık modülasyonu ise lineer değildir.
- GM de modüleli sinyal bilgi işaretine benzer özellik gösterir. Açık modülasyonun da modüleli sinyal bilgi işaretine benzemeyebilir.
- GM ile elde edilen modüleli sinyalin büyüklüğü bilgi işaretinin iki katını geçmez. AM de ise iki katından büyük olur.
- AM ile sinyal gücü artırılarak gürültüden etkilenmesi azaltılabilir. GM ile sinyal gücü artırılrsa da gürültüden etkilenme oranı o kadar düşürülemez.
- Şekil 3.9'da bilgi sinyalinin, taşıyıcı sinyal olarak GM, PM ve FM ile taşınması verilmektedir.



Şekil 3.9. Bilgi sinyalinin GM, PM ve FM ile taşınması [24].

Açı modülasyonu için, modüle edilmiş taşıyıcı sinyal;

$$x_c(t) = A \cos[\omega_c t + \phi(t)] \quad (3.4)$$

ile ifade edilebilir. Yukarıda A ve ω_c sabittir ve faz açısı $\phi(t)$ mesaj sinyali $m(t)$ 'nin bir işlevidir. Eşitlik (3.4)'ü

$$x_c(t) = A \cos \phi(t) \quad (3.5)$$

$$\text{şeklinde yeniden yazalım; } \phi(t) = \omega_c t + \phi(t) \quad (3.6)$$

ile verilmektedir. Bu durumda $x_c(t)$ 'nin ω_i ile gösterilen ani radyasyon frekansını

$$\omega_i = \frac{d\phi(t)}{dt} = \omega_c + \frac{d\phi(t)}{dt} \quad (3.7)$$

şeklinde tanımlayabiliriz. $\phi(t) = \text{sabit}$ için $\omega_i = \omega_c$ olur. $\phi(t)$ ve $d\phi(t)/dt$ işlevleri $x_c(t)$ 'nin ani faz sapması ve ani frekans sapması olarak bilinir. $\Delta\omega$ niceliği;

$$\Delta\omega = |\omega_i - \omega_c|_{\max} \quad (3.8)$$

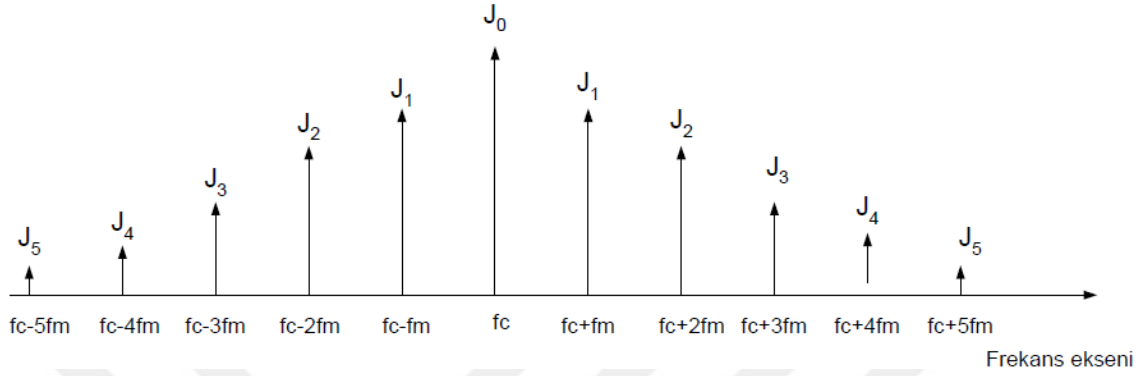
şeklinde tanımlanır. Böylelikle açı modüleli sinyalin maksimum/tepe radyan frekans sapması olarak adlandırılır.

Frekans Modülasyonu (FM): Frekans Modülasyonu (FM) taşıyıcı sinyalin genliği ve fazı sabit, frekansı ise değiştirilir. Bu sayede bilgi sinyali daha uzak noktalara taşınır. Şekil 3.9'da görüldüğü üzere taşıyıcının frekansı, bilgi sinyali spektrumunda (+) bölgede iken yoğun, (-) bölgede iken az olur.

FM bir açı sinyali olduğundan GM ile farklılıkları benzerdir. Yani;

- Gürültüden daha az etkilenirler. Zaten FM'ler GM'nin bu dezavantajı nedeni ile geliştirilmiştir.
- Sinyalin iletilmesinde olduğu gibi alınmasında da ilave bir alıcıya ihtiyaç duyarlar.
- Uzak noktalar iletilmesi kolaydır. Bilgiyi net taşıdıklarından sesi stereo olarak iletebilirler.
- Aynı kanalda farklı yayınlara imkân tanırırlar. Alıcı bunlardan güçlü olanı alır.

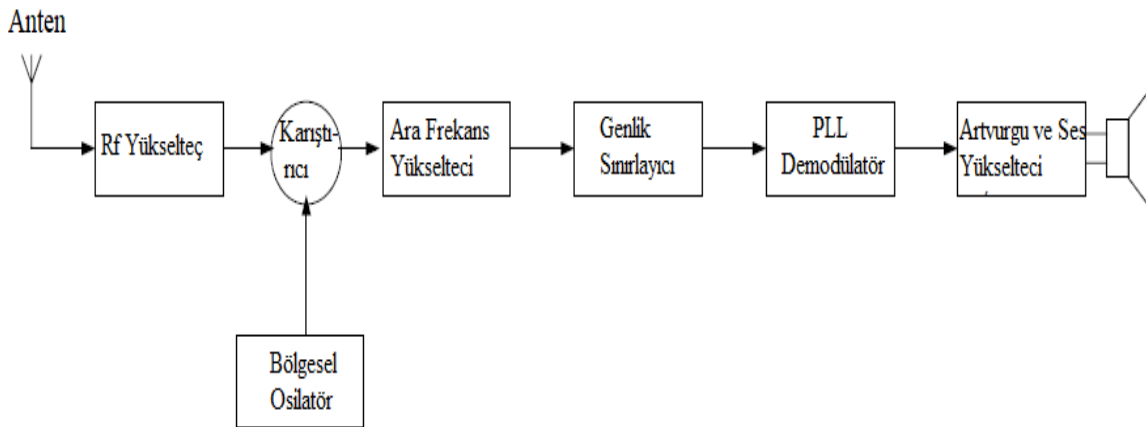
- GM’de iki tane yan bant varken, FM’de ise çok sayıda yan bant vardır. Şekil 3.10’da FM sinyali frekans spektrumu görülmektedir.
- FM genlik 1’den büyüktür. GM’de ise maksimum 1’dir.



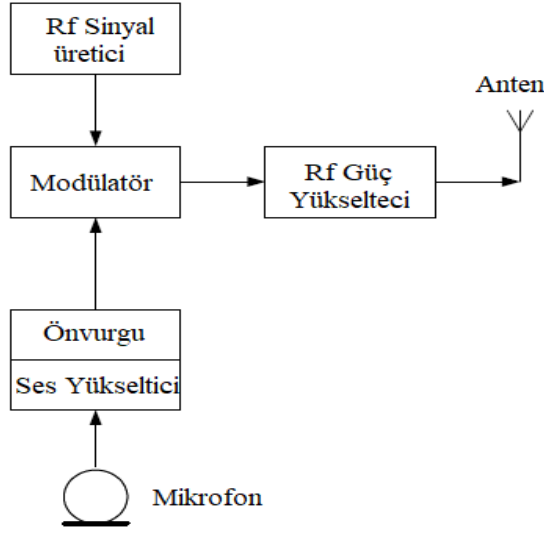
Şekil 3.10. FM sinyali frekans spektrumu [4].

FM sivil ve askeri amaçlı kullanılır. Bu iki amacın kabul edilebilir sapmaları (askeri ± 40 KHz, sivil ± 75 KHz) birbirinden farklıdır. Frekans sapmalarına ilave olarak karışmaları önlemek amacı ile bir emniyet bandı da (askeri ± 10 KHz, sivil ± 25 KHz) oluşturulur. Bu sayede FM sinyal iletimlerinin birbirine karışmalarının önüne geçilir.

FM sinyal taşıma işlemi yapılırken alıcı ve verici devrelerine ihtiyaç duyulur. Bu devreler; Şekil 3.11’de FM alıcı ve Şekil 3.12’de FM verici blok şemaları verilmektedir.



Şekil 3.11. Basit bir FM alıcı devresi blok şeması [4].

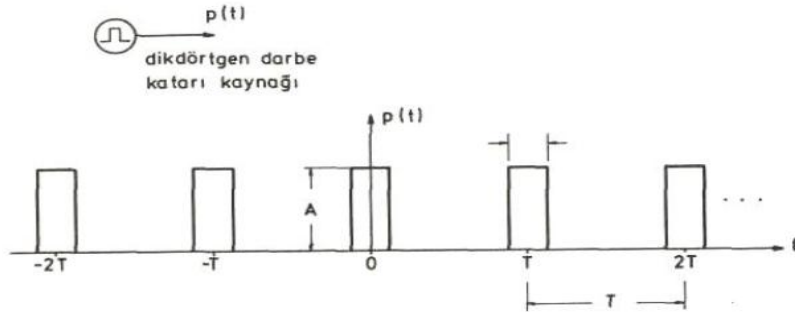


Şekil 3.12. Basit bir FM verici devresi blok şeması [21].

Faz Modülasyonu (PM): FM’de olduğu gibi genlik sabittir. Ancak Faz Modülasyonu (PM), FM’den farklı olarak taşıyıcının frekansı sabit fazı değiştirilerek bilgi taşıma iletimi gerçekleştirilir. Taşıma işlemi bilgi sinyalinin türevi alınarak yapılır. Şekil 3.9’da PM ile bilginin taşınması görülmektedir. Buradan da görüldüğü gibi (-) bölgede fazda bir yoğunlaşma dolayısı ile frekansta artma olur. Bununla birlikte (+) bölgede fazda bir genişleme ve frekansta bir azalma olur.

3.2. Sayısal (Darbe Kod) Modülasyon

Modülasyon için kullanılacak sinyal süreklilik arz etmiyor ise kullanılır. Sayısal modülasyon iletiminde kullanılacak sinyaller ikili kodlama; “1” ve “0”, yani dijital olarak iletilir. Modülasyon işlemi gerçekleştirilir iken sürekli sinyal gönderilmediğinden arada başka bilgilerde göndermeye imkân tanır. Şekil 3.13’de örnek bir darbe modülasyonu verilmektedir [25].



Şekil 3.13. Darbe modülasyonu [26].

Sayısal Modülasyonun, Analog Modülasyona olan üstünlükleri;

- Darbe sinyali üzerinde yer alan boşluklarda başka sinyallerin taşınmasına da imkân tanır.
- Gürültü ve diğer bozucu etkilerden daha az etkilenirler.
- Teknolojik gelişmelere daha fazla uyumlu olması devrelerinin geliştirilmesine olanak tanır.
- Sayısal sinyalleri saklama/depolama imkânı varken, analog sinyaller de böyle bir imkân yoktur [22].

Sayısal modülasyonun, analog modülasyona göre dezavantajları;

- Analog sinyal, sayısal modülasyon ile iletilmek istenirse analog modülasyona göre daha yüksek bir bant genişliğine gereksinim duyar.
- Sayısal modülasyon yapılırken verici ile alıcının saat darbeleri arasında senkronizasyon olmalıdır.
- Sayısal modülasyon için kullanılan donanım günümüzde kullanılmakta olan analog sistem donanımı ile uyumlu değildir.
- Sayısal modülasyon ile analog sinyal iletiminde ilave dönüştürücülere ihtiyaç duyulur. Öncelikle verici tarafında analog sinyal sayısal daha sonra alıcıda sayısal sinyal analog sinyale dönüştürülür.

3.2.1. Tam Sayısal Modülasyon

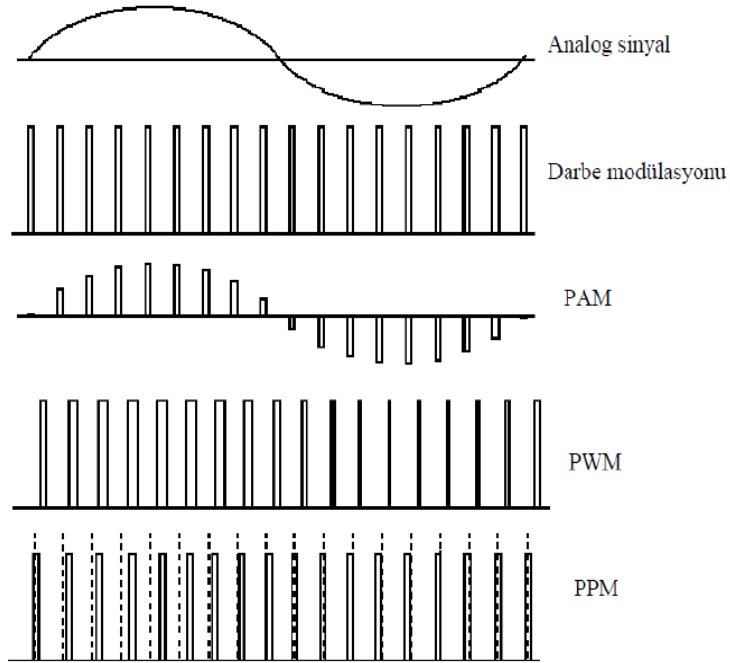
Genel olarak delta ve darbe kod modülasyonu olmak üzere ikiye ayrılabilir. Sinyal iletimi sayısal olarak yapılır.

Delta modülasyon (DM): Modülasyonu yapılacak sinyalin değişimi bir önceki konumu ile bağıntılı olabilir. Bu durumda her seferde ayrı ayrı sinyal iletilmesine ihtiyaç duyulmayabilir. Delta modülasyon (DM) ile bir önceki sinyalde gönderilen ile yeni gönderilen sinyal arasında ki fark gönderilir. Sinyal de büyüme var ise “1”, küçülme var ise “0” olarak iletim sağlanır. Bu yöntem ile çok hızlı değişen sinyallerin iletimi sağlıklı olmayabileceğinden tercih edilmez.

Darbe Kod Modülasyonu (PCM): Bilgi sinyalleri sayısal ifadelerle dönüştürülür ve bu şekilde iletilirler. Darbe Kod Modülasyonu (PCM) daha çok sürekli sinyallerin iletiminde kullanılır. Sürekli analog sinyaller sayısal sinyallere dönüştürülerek gönderilir. Bu yöntemde gönderilen sinyallerin genliği ve uzunluğu sabittir [26].

3.2.2. Analog Sayısal Modülasyon

Analog sayısal modülasyon ile iletilecek sayısal sinyali oluşturan darbenin genliği, genişliği ve bir periyot içindeki pozisyonlarının değiştirilmesi ile yapılır. Bu nedenle Darbe Genlik Modülasyonu (PAM), Darbe Süresi (Genişlik) Modülasyonu (PWM) ve Darbe Pozisyon Modülasyonu (PPM) olmak üzere üçe ayrılabilir. Bunların grafik olarak görünüşleri Şekil 3.14’de verilmektedir.



Şekil 3.14. Analog sayısal modülasyon türleri [27].

Darbe Genlik Modülasyonu (PAM): Analog sinyalin anlık kesitlerini ifade eden bir modülasyon türüdür. Şekil 3.14’de görüldüğü gibi her bir sinyalin genliği temsil ettiği analog sinyal genliği ile benzerdir. PAM ile iletim yapılırken frekans ve genişlik sabit tutularak genliği değiştirilir.

Darbe Süresi Modülasyonu (PWM): Bilgi sinyali taşıyıcı sinyale dönüştürülürken; bilgi sinyaline bağlı olarak taşıyıcı darbenin genişliği değiştirilerek, genliği ve frekansı sabit tutulur. Darbe Süresi Modülasyonu (PWM) ile elde edile zaman ve frekans ifadelerini analitik gösterimi imkânsızdır. Bunları ifade etmede Fourier serisi açılımı kullanılır.

Darbe Pozisyon Modülasyonu (PPM): PWM modülasyonuna yakın bir modülasyondur. Bu modülasyonu elde etmek için PAM/PWM modülasyonlarından yararlanılır. Darbe Pozisyon Modülasyonu (PPM) elde etmek için genel de PWM işaretinin türevi daha sonra da art arda artı ve eksi darbelerden oluşan bir darbe serisi oluşturulur. Burada ki artı darbeler örnekleme başlangıcı, eksiler ise darbe sonunu gösterir. Böylelikle PWM genişliği elde edilir. Bu durumda darbe başlangıcı eksiden alınarak yeni darbeler oluşturulursa PPM sinyali elde edilir [25].

4. ÖZELLİK (ÖZİNİTELİK) ÇIKARIM

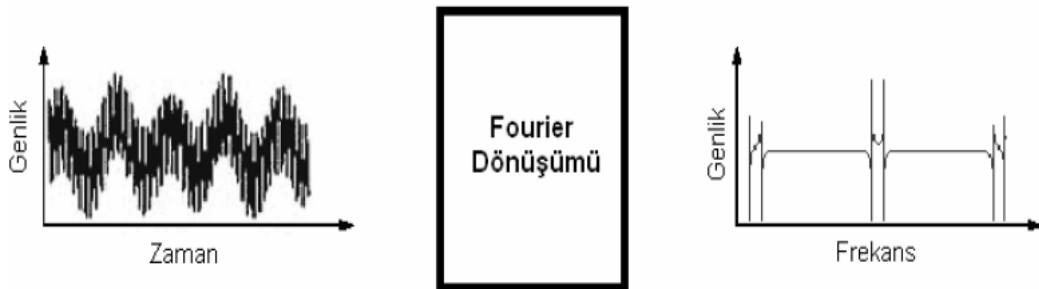
Özellik çıkarım analog sinyallerin iletilmesi ve sağlıklı bir kümeleme işleminin yapılmasında büyük bir öneme sahiptir. İletilecek sinyallerin hepsinin iletilmesine gerek olmayabilir. Bu sinyallerin özelliklerini veren belirli kısımları iletilerek iletim ve kümeleme işlemi yapılabilir. İşte sinyalin boyutunu azaltarak özelliklerinin korunması işlemi öznelik çıkarma işlemi olarak ifade edilebilir. Böylelikle sinyal/veri iletimi daha hızlı, az veri, iyi bir kümeleme ve az güç harcanarak gerçekleştirilebilir [28].

Öznelik çıkarmanın birçok farklı yöntemi mevcuttur. Bu tez çalışmasında Fourier ve dalgacık dönüşümü yöntemleri üzerinde durulacaktır.

4.1. Fourier Dönüşümü (FD)

Fourier Analizinden türetilen Fourier Dönüşümü (FD) Fransız matematikçi ve fizikçi Jean Baptise Joseph Fourier (1768-1830) tarafından 1807 yılında geliştirilmiştir. FD, Fourier Analizi ile birlikte kullanılan bir yöntemdir. Periyodik fonksiyonlar ile işlem yapılacak ise Fourier serileri kullanılır. Fourier serileri ile periyot sonsuza doğru götürülerek Fourier dönüşümü elde edilebilir [6].

FD sayesinde zaman bölgesindeki sinyalin frekans bölgesindeki karşılığı elde edilir. FD ile sinyalin aldığı durum Şekil 4.1'de verilmektedir. Şekil 4.1'de görüldüğü gibi bu dönüşüm sırasında zaman bilgisi kaybolur. Dolayısı ile sinyal içerisindeki farklı frekansların hangi zaman dilimine denk geldiğinin tahmin edilmesi güçleşir.



Şekil 4.1. Fourier dönüşümü [29].

Durağan sinyallerde zaman kavramı, sinyal de sürekli tekrarlanan bir periyot eylemi söz konusu olduğundan ihmal edilebilir. Bu nedenle FD daha çok durağan sinyallerde kullanılır. Durağan olamayan (Analog) sinyallerde zamana bağlı olarak sabit bir periyot değişimi söz konusu değildir. Bu durum nedeni ile FD durağan olmayan sinyallerde çoğunlukla tercih edilmez.

FD, sinyallerin sinüs ve kosinüs harmonik fonksiyonları cinsinden ifade edilebilmesine imkân tanır. FD'nin getirmiş olduğu faydaları sıralayacak olursak;

- Yüksek frekanslı gürültüleri yok edebilir,
- Veriyi sıkıştırılabilir,
- Sinyalin fiziksel özellikleri hakkında ayrıntıları içerebilir,
- Bir sorun oluşur ise bakılması gereken yerleri ve sorunun kaynağının bulunması için yapılacak işlemleri azaltarak, sorun çözümünü hızlandırabilir.

FD elde etmeden önce Fourier serisi elde edilmesi gerekir. Durağan bir sinyalde $f(x)$ fonksiyonu/sinyali sonsuz sayıdaki sinüs ve kosinüslerin toplamının bir açılımı olarak düşünülebilir. Bir sinyal Fourier serisi ile ifade edilir ise (t zamanı, ω açısal hızı, $e^{-j\omega t}$ karmaşık ve üstel fonksiyonu, $F(\omega)$ ise $f(t)$ sinyalinin FD'sidir);

$$f(x) = \frac{1}{2}a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(nx) + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin(nx) \quad (4.1)$$

a ve b ifadelerini yazacak olursak,

$$a_0 = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) dx \quad (4.2)$$

$$a_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \cos(nx) dx \quad (4.3)$$

$$b_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \sin(nx) dx \quad (4.4)$$

formülleri ile katsayılar bulunup, $f(t) = f\left(\frac{2\pi t}{T}\right)$ olarak alınarak, Fourier serileri yazılırsa,

$$f(x) = \frac{1}{2}a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos\left(\frac{2\pi nt}{T}\right) + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin\left(\frac{2\pi nt}{T}\right) \quad (4.5)$$

Serideki katsayılar,

$$a_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \cos\left(\frac{2\pi nt}{T}\right) dt \quad (4.6)$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \sin\left(\frac{2\pi nt}{T}\right) dt \quad (4.7)$$

$e^{inx} = \cos(nx) + i \sin(nx)$ Euler bağıntısı kullanılırsa,

$$f(t) = \sum_{-\infty}^{\infty} c_n e^{-i\left(\frac{2\pi nt}{T}\right)} dt \quad (4.8)$$

$$c_n = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) e^{-i\left(\frac{2\pi nt}{T}\right)} dt \quad (4.9)$$

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) e^{-j\omega t} d\omega \quad (4.10)$$

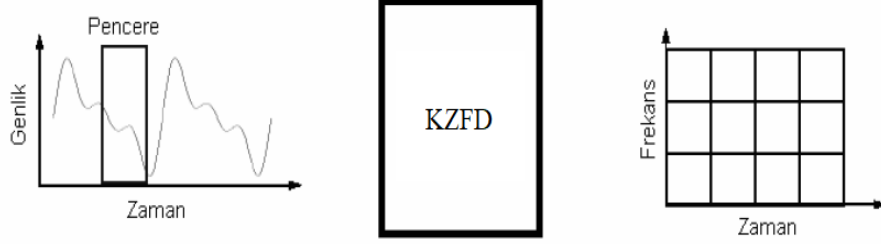
$$F(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt \quad (4.11)$$

elde edilir. Böylelikle zaman bölgesinden frekans bölgesine geçiş gerçekleşmiş olur [29].

4.1.1. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZDF)

FD ile durağan sinyallerde yeterli başarı sağlanırken zaman kavramı kaybolduğundan analog sinyallerde yeterli başarı sağlanamaz. Bu sorunu çözmeye adına 1946 yılından itibaren Denis Gabor tarafından kısa zamanlı FD geliştirilmiştir. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD) ile verilen sinyal belirli pencerelere bölünür. Bu pencerelerin içinde zamanın durağan olduğu kabul edilerek, frekans FD ile hesaplaması yapılır. Bu yöntemde pencere genişliği önemlidir. Pencere, geniş alınırsa frekans çözünürlüğü artar ancak zaman

çözünürlüğünde azalma veya dar alınırsa zamanda çözünürlük artarken düşük frekans çözünürlüğüne sebep olacaktır. Şekil 4.2’de KZFD ile pencerelerin oluşturulması gösterilmektedir. Belirtilen dezavantajları nedeni ile geniş frekans bantlarında o kadar etkili değildir.



Şekil 4.2. KZFD ile pencerelerin oluşturulması [29].

KZFD ile verilen pencerelerden birinde τ noktasında, $w(t)$ penceresi için;

$$g_{w,\tau}(t) = e^{j\omega t} w(t - \tau) \quad (4.12)$$

fonksiyonu ile FD uygulanır. Bu işlem farklı pencerelerde uygulanarak matematiksel eşitliği elde edilir. Herhangi bir $w(t)$ pencere için $f(t)$ fonksiyonu KZFD denklemi Denklem (4.13)’te verildiği gibidir.

$$KZFD(\omega, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \bar{w}(t - \tau) e^{-j\omega t} dt = \langle g_{w,\tau}(t), f(t) \rangle \quad (4.13)$$

4.1.2. Akan Fourier Dönüşümü

KZFD’de olduğu gibi durağan olmayan sinyaller için kullanılan farklı bir yöntem de Akan FD yöntemidir. Bu yöntem ile $F(t)$, $f(t)$ sinyal dilimine karşılık gelen $f(t)$ sinyalinin FD’sidir. Bu durum Denklem (4.14)’de verilmektedir. Denklemde verilen c bir sabit olarak alınmaktadır.

$$F(t, \omega) = \int_{-c}^c f(t + \tau) e^{-j\omega t} d\tau = e^{-j\omega t} \int_{t-c}^{t+c} f(\alpha) e^{-j\omega \alpha} d\alpha \quad (4.14)$$

$F(t, \omega)$ ’nin $\omega_0 = \frac{\pi}{c}$ için $f(t)$ fonksiyonu;

$$f(t) = \frac{1}{2c} \sum_{m=-\infty}^{\infty} F(t, m\omega_0) \quad (4.15)$$

elde edilir [29].

4.1.3. Ayrık (Kesikli) Fourier Dönüşümü (AFD)

Analog sinyallerde sonsuz sayıda örnek alınmasının gerekliliği pratikte pek mümkün değildir. Bu nedenle sinyalde sınırlamalar içinde sayısal sinyal örnekleri alınır. Alınan sinyal için, $f(k)$ ayrık dizisinin N örneği için tanımlanan dönüşüm Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD) olarak belirtilir. Denklem (4.16) ile; $f(k)$, $k = 0, 1, \dots, N-1$, gibi bir sonlu diziyi, $F(n)$, $n = 0, 1, \dots, N-1$, gibi diğer bir sonlu diziye eşleyen önemli bir operatördür. Normalize edilmiş örnekleme frekansı 2π olmak üzere;

$$F[n] = AFD\{f[k]\} = \sum_{k=0}^{N-1} f[k] e^{-\left(\frac{j2\pi kn}{N}\right)} \quad (4.16)$$

Tekrar $f(k)$ dizisini yazmak için Denklem (4.17) olduğu gibi Ters AFD alınır.

$$f[k] = TAFD\{F[n]\} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} f[n] e^{-\left(\frac{j2\pi kn}{N}\right)} \quad (4.17)$$

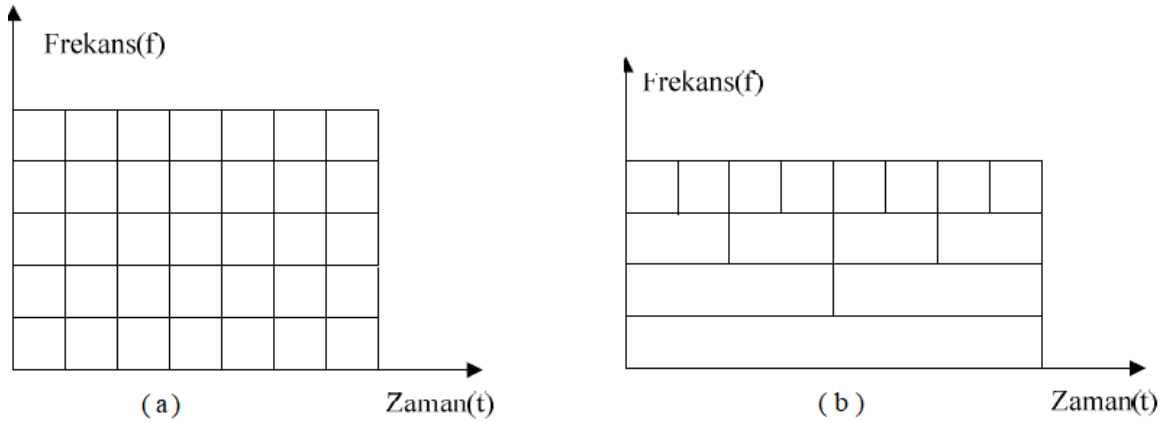
4.1.4. Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD)

AFD ile yapılan FD'lerde her bir $f(k)$ değeri için N karmaşık çarpma ve $N-1$ karmaşık toplama işlemi kullanılmaktadır. Bu nedenle N adet AFD değeri bulunurken, N^2 çarpma ve $N(N-1)$ toplama işlemi gereklidir. Bu işlemler bazen çok uzun sürebilmektedir. Bu denklemlerin benzer olan kısımları vardır. Bu benzer kısımları tekrar yapmamak ve işlemi hızlandırmak için çeşitli algoritmalar kullanılır. Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD) de algoritma kullanılarak AFD'nin hızlandırılması işlemidir.

4.2. Dalgacık (Wavelet) Dönüşümü (DD)

FD ile sinyallerin frekans bölgesine dair bilgiler edinilmiştir. Ancak zaman konusunda FD o kadar etkili değildir. Bu nedenle KZFD'ler geliştirilmiştir. Bunlarda özellikle sinyalin zamanının önemli olduğu sinyallerde yeterli başarıyı sağlayamamıştır. Bu sinyallerde yeterli başarıyı sağlamak amacı ile Dalgacık Dönüşümü (DD) geliştirilmiştir.

DD ile sinyalin dönüşümün de kullanılacak pencerelerin boyutları standart değildir. Böylelikle sinyalin iletimi için oluşturulacak pencereler de frekans bilgisinin önemli olduğu yerlerde pencere geniş, zaman bölgesinin önemli olduğu bölgelerde pencere dar alınabilir. Bu sayede sinyallerin zaman bilgisini de görme imkanı oluşur. DD'ler bu özellikleri ile durağan olmayan sinyallerin taşınmasına imkan tanır. Şekil 4.3'te (a) pencerelenmiş FD ve (b) pencerelenmiş DD'ye ait zaman-frekans diyagramları görülmektedir.



DD'ler bu özelliği sayesinde aşağıdaki uygulamalarda;

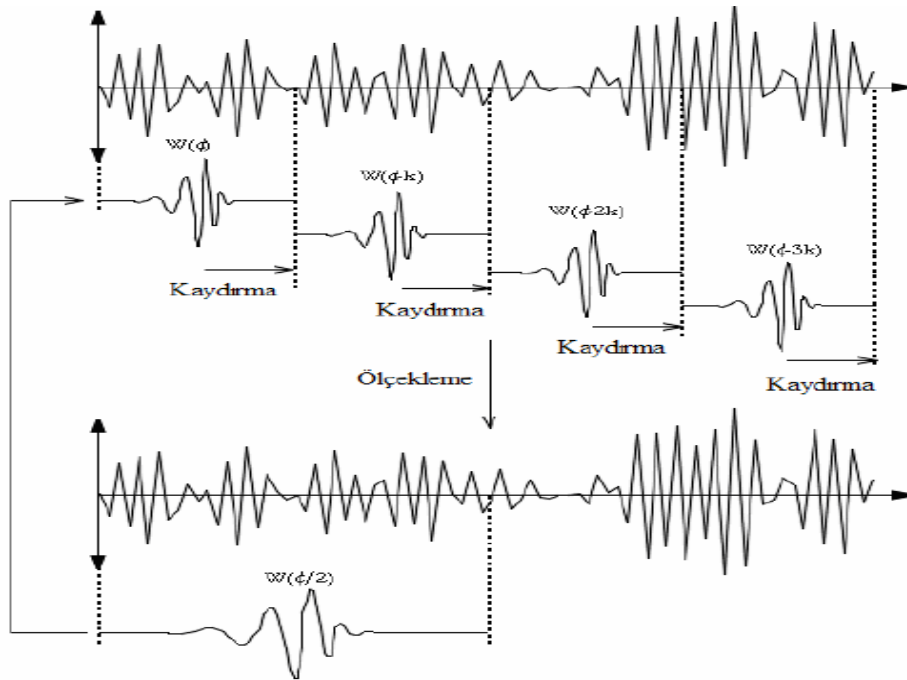
- Astronomi
- Veri sıkıştırma
- Yumuşatma ve görüntüden gürültü atma
- Parmak izi doğrulama
- Patolojik zarlardan normal zarları ayırmak ve hücre zarı tanıma
- Deoksiribo Nükleik Asit (DNA) ve protein analizi
- Jeofizik
- İşaret işleme

- Nesnelerin şekillerini tanıma
- Kan basıncı, Kalp hızı ve Elektrokardiyografi (EKG) analizleri
- İnternet trafiğini düzenleme
- Optik, kuantum mekaniği ve astrofizik vb. fizik alanları
- Meteoroloji
- Bilgisayar grafikleri analizi
- Konuşma tanıma vb. alanlarda kullanılmaktadır [31].

DD Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD) ve Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) olmak üzere iki başlık altında incelenebilir.

4.2.1. Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD)

SDD’de işlem yapılırken mevcut bir ana dalgaanın kaydırılmasına göre yapılır. Ana dalga zaman bölgesinde kaydırılırken aynı zamanda ölçeklendirilir. Bu esnada her kaydırma işleminde ana dalga spektrumunun hesaplaması yeniden yapılır. En sonunda sonuç zaman-frekans temsillerinin toplamı olarak bulunur. Bu sayede hem zaman hem de frekans bilgisi edinilir. Şekil 4.4’te SDD’nin aşamaları görülmektedir.



Şekil 4.4. SDD’nin aşamaları [29].

SDD ile dönüşümü yapılacak sinyalin $x(t)$ tüm zaman aralığı boyunca ölçeklemeleri (b) alınır. Bunlar ile ana dalgacık (Ψ) kaydırılarak/ötelenerek (a) çarpılır. SDD yapılan bu çarpma işlemlerinin sonucu elde edilen fonksiyonlardan oluşur. Elde edilen bu fonksiyonlar ölçek ve pozisyon fonksiyonlardır. Denklem 4.18’de SDD’nin elde edilmesi verilmiştir [29].

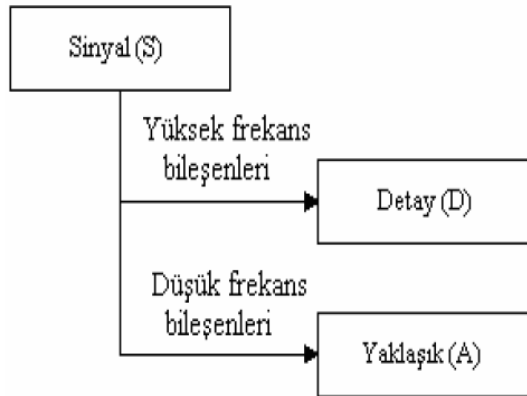
$$SDD(a, b) = - \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-a}{b}\right) dt \quad (4.18)$$

SDD’de alınan ölçekleme (1/frekans) ile frekans, kaydırma/öteleme işlemi ile de sinyalin zaman bilgisine sahip olunur. Alınan ölçek büyüdükçe detay azalırken, ölçek küçüldükçe detay artar [29].

4.2.2. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD)

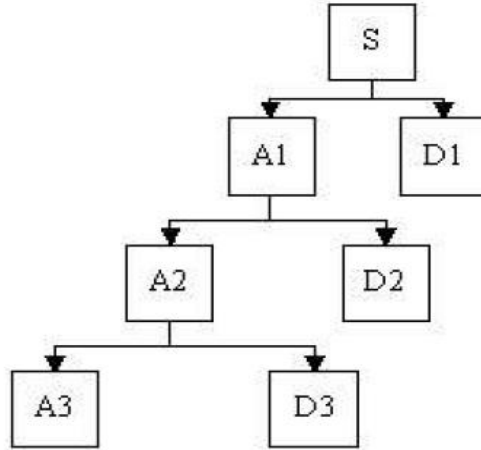
SDD ile çok fazla işlem gerekliliği ve bunun sonucu olarakta yüksek hafıza alanı gerekmektedir. Bu her zaman istenen bir durum değildir. İşlem sayısını azaltmak amacı ile belirli ölçek grupları alınır. Alınan bu ölçek gruplarının analizinin yapılması Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) olarak tanımlanır.

ADD ile yaklaşık (A) ve detay (D) olarak adlandırılan iki işaret oluşturulur. A işaretin geniş zaman – düşük frekans, D ise dar zaman – yüksek frekans bileşenlerinden oluşur. Şekil 4.5’te ADD’nin basit blok diyagramı verilmektedir.



Şekil 4.5. ADD basit blok diyagramı [3].

ADD istenilen bilgiler elde edilene kadar ayrışım yapma imkanı tanır. Bu işlem yapılırken her ayrışım ile yeni A ve D elde edilir. Yapılan bu işlem “Dalgacık Ayrıştırma Ağacı” olarak ifade edilir. Böylelikle sinyal tekrar elde edildiğinde veriler kaybolmaz. Şekil 4.6’da 3 aşamalı bir dalgacık ayrıştırma ağacı görülmektedir. Şekil 4.6’da görüldüğü gibi her aşamada yeni A ve D vardır [31].

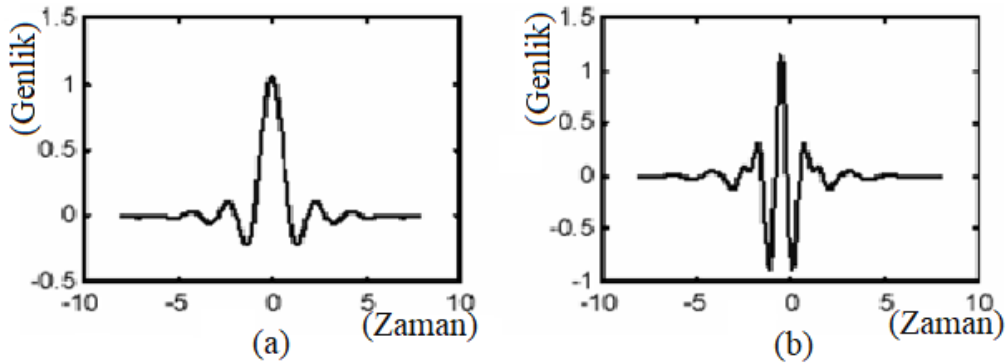


Şekil 4.6. Üç aşamalı dalgacık ayrıştırma ağacı [3].

4.2.3. Tercih Edilen Ana Dalgacık Dönüşümleri

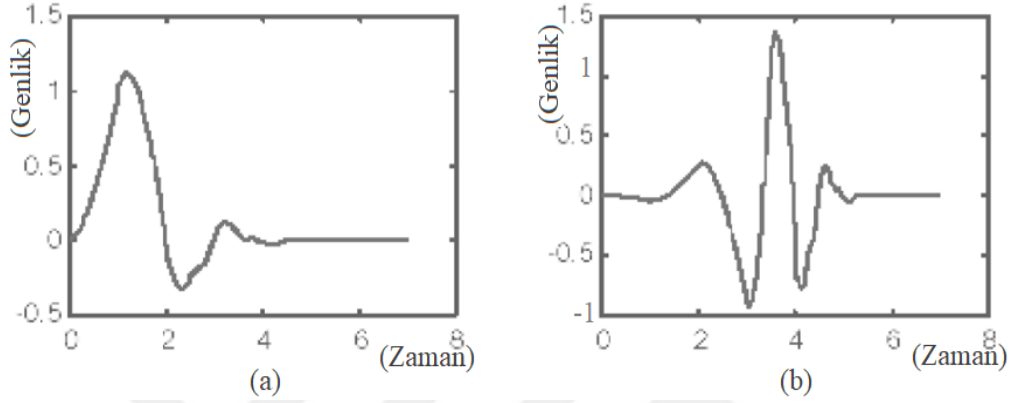
DD yapılırken kullanılacak ana dalgacık sinyali tanımada önemli rol oynar. DD yapılırken fazla kullanılan ana dalgacıklar;

Meyer Dalgacığı: Bu dalgalar ADD ve SDD kullanım imkanı tanır. Meyer dalgaları simetrik ve dik bir özellik gösterirler. Şekil 4.7’de (a) Meyer dalgacığının ölçek fonksiyonu ve (b) Meyer dalgacığının dalgacık fonksiyonu gösterilmektedir.



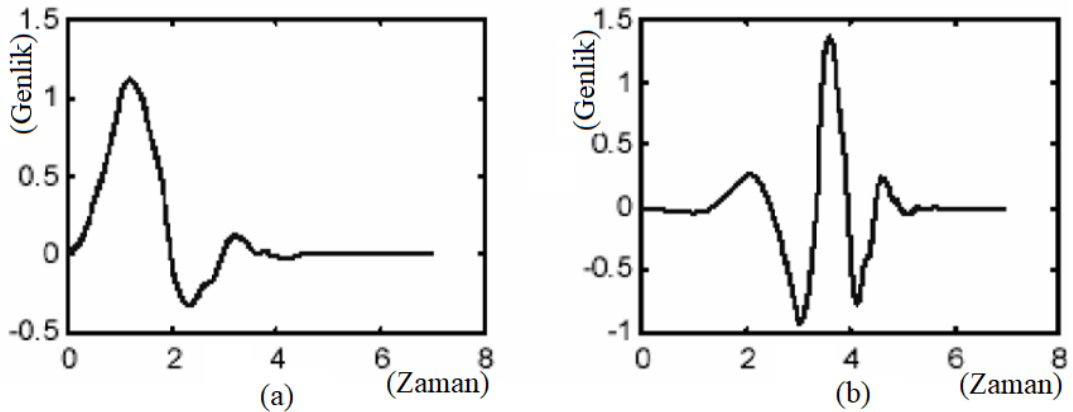
Şekil 4.7. (a) Meyer dalgacığının ölçek fonksiyonu (b) Meyer dalgacığının dalgacık fonksiyonu [6].

Daubechies dalgacıđı: Bu dalgalar ADD ve SDD kullanım imkanı tanırılar. Simetrik olmadıđı gibi asimetriklik ve diklik özelliđine sahiptirler. Daubechies dalgacıđları birden fazladır (db1, db2 , , db45). Őekil 4.8’de (a) Daubechies (db4) dalgacıđının ölçek fonksiyonu ve (b) Daubechies (db4) dalgacıđının dalgacıđ fonksiyonu gösterilmektedir.



Őekil 4.8. (a) Daubechies (db4) dalgacıđının ölçek fonksiyonu (b) Daubechies (db4) dalgacıđının dalgacıđ fonksiyonu [6].

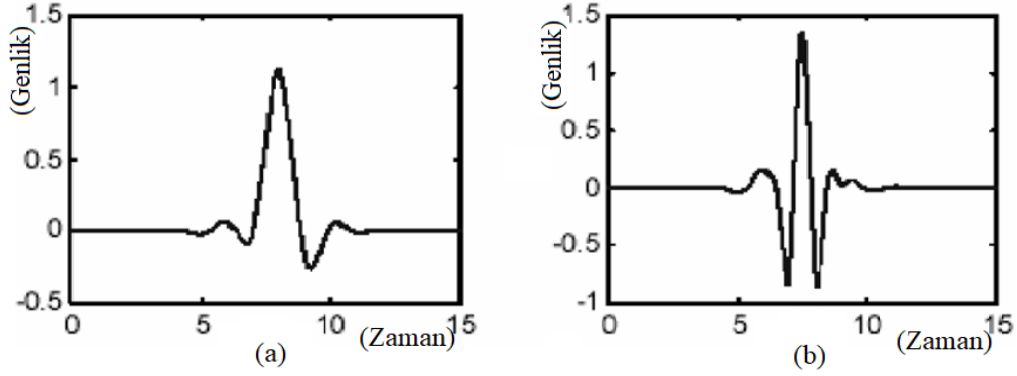
Coiflet dalgacıđları: Bu dalgalar ADD ve SDD kullanım imkanı tanırılar. Coiflet dalgaları simetriđe yakın ve dik bir özellik gösterirler. Őekil 4.9’da (a) Coiflet (coif3) dalgacıđının ölçek fonksiyonu ve (b) Coiflet (coif3) dalgacıđının dalgacıđ fonksiyonu gösterilmektedir.



Őekil 4.9. (a) Coiflet (coif3) dalgacıđının ölçek fonksiyonu (b) Coiflet (coif3) dalgacıđının dalgacıđ fonksiyonu [6].

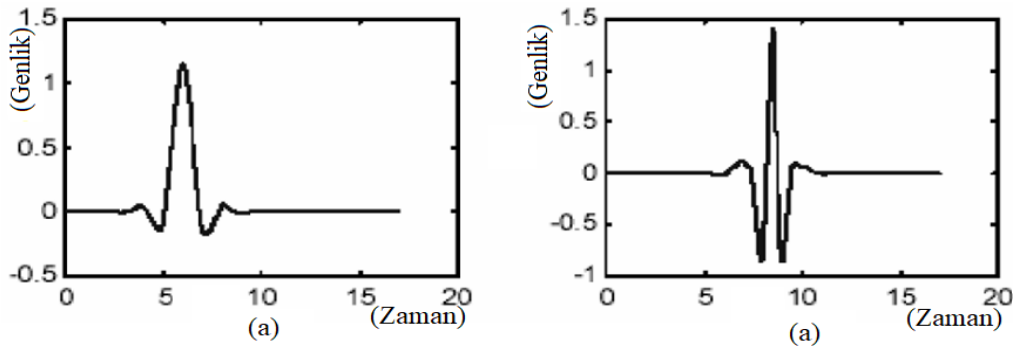
Simetrili (symlet) dalgacıđlar: Bu dalgalar ADD ve SDD kullanım imkanı tanırılar. Simetrili dalgaları simetriđe yakın ve dik bir özellik gösterirler. Őekil 4.10’da (a) Simetrili

(sym4) dalgacığının ölçek fonksiyonu ve (b) Simetrik (sym4) dalgacığının dalgacık fonksiyonu gösterilmektedir.



Şekil 4.10. (a) Simetrik (sym4) dalgacığının ölçek fonksiyonu (b) Simetrik (sym4) dalgacığının dalgacık fonksiyonu [6].

Biortogonal dalgacıklar: Bu dalgalar ADD ve SDD kullanım imkanı tanırlar. Biortogonal dalgaları simetriğe yakın ve dik bir özellik gösterirler. Şekil 4.11’de (a) Biortogonal (bior5.5) dalgacığının ölçek fonksiyonu ve (b) Biortogonal (bior5.5) dalgacığının dalgacık fonksiyonu gösterilmektedir.



Şekil 4.11. (a) Biortogonal (bior5.5) dalgacığının ölçek fonksiyonu (b) Biortogonal (bior5.5) dalgacığının dalgacık fonksiyonu [6].

4.3. Entropi

Entropi kavramı Fransız bilim insanı Nicolas Leonard Sadi Carnot tarafından 1824 yılında ortaya konulan Termodinamiğin ikinci yasasından faydalanılarak geliştirilmiştir. Bu kelime ilk olarak 1865 yılında Alman bilim adamı Rudolf Clausius tarafından Yunanca kökenli “en” ve “tropos” kelimelerinin birleştirilmesi ile kullanılmıştır. Entropi

kavramı ilk olarak 1948 yılında “olasılık ve bilgi kuramı” dahilinde Amerikalı bilim adamı Claude Shannon tarafından kullanılmıştır [32].

Entropi genel olarak bir sistemdeki rastgelelik, düzensizlik veya belirsizlik olarak tanımlanabilir. Bu özelliklerinden dolayı birçok farklı alanda karşımıza çıkabilecek bir durumdur. Bunlardan biri de işaret işleme alanıdır. İşaret işleme de kullanım alanları;

- JPEG görüntü kodlamada oluşabilecek gürültünün tespit edilmesi,
- Entegre devre teknolojisinde karbon üzerindeki elektron enerji kaybının bulunması,
- Biyomedikal NMR işaretlerinin dalgacık dönüşüm uzayından istatistiksel bilgilerini elde ederek işaretin gürültüsüz şeklinin kestirilmesi,
- EEG işaretlerinin spektral entropilerini kullanarak anestezi derinliği tahmin etmek ve MEG biyomedikal görüntülerin yeniden yapılandırılması,
- Norm entropi metodu kullanarak yüksek kalitede MEG görüntüleri elde edilmesi, olarak sıralanabilir [5].

İşaret işleme alanında farklı entropi hesaplama teknikleri kullanılmaktadır. Bunların içlerinde çoğunlukla kullanılanları; Shannon, Norm, Eşik (Threshold) ve Logaritmik Enerji yöntemleri olarak sıralanabilir. Bu entropi türlerine ait denklemler aşağıda verilmektedir. Denklemler de, s işaret, s_i işareti oluşturan örnek sayısı, i indis, E entropi değerleri (özellik vektörü), P isteğe bağlı bir parametredir. Denklem (4.19) daki Shannon entropide ve Denklem (4.20) daki Logaritmik enerji entropisinde P parametresi kullanılmaz. Denklem (4.21) daki norm entropide P parametresi $1 \leq P$ ve Denklem (4.22) daki threshold entropide P parametresi $0 \leq P$ olmalıdır. İşaret işleme alanında yaygın olarak kullanılan bu entropi türleri ve bu entropi türlerine ait denklemler aşağıda sırası ile verilmektedir [3].

Shannon;

$$E(s) = -\sum_i s_i^2 \log_2(s_i^2)$$

(4.19)

Logaritmik Enerji;

$$E(s) = \sum_i \log_2(s_i^2) \quad (4.20)$$

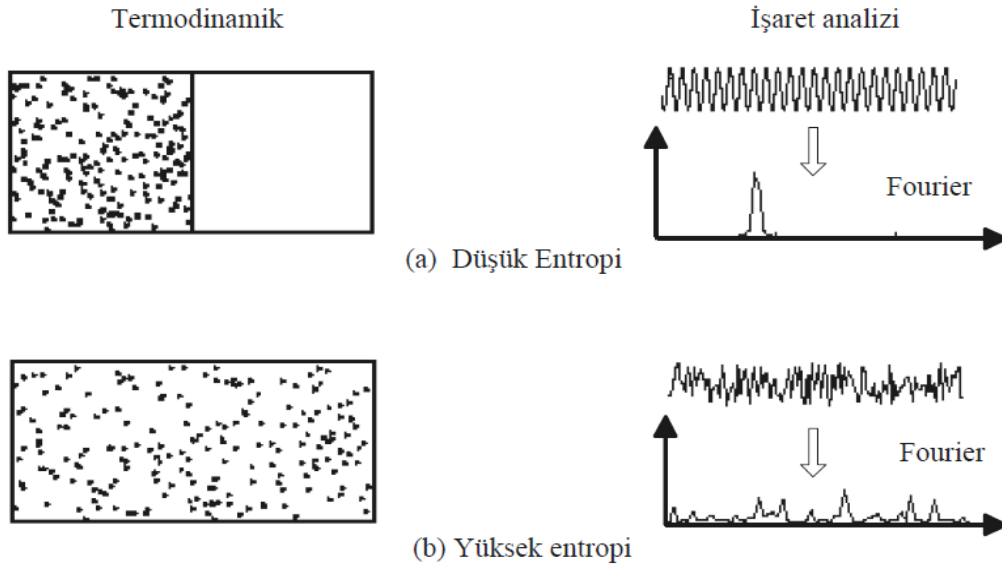
Norm;

$$E(s) = \sum_i |s_i|^p = \|s\|_p^p \quad (4.21)$$

Eşik (Threshold)

$$E(s_i) = 1 \quad |s_i| > p \quad (4.22)$$

Entropi kavramı termodinamik ve işaret işlemede kullanılabilir. Bu iki alandaki etkisi Şekil 4.12’de görüldüğü gibidir. Kısıtlanmış alandaki gaz molekülleri daha düzenli bir yapıyı sergilediklerinden, düşük entropi değerine sahip olduğu Şekil 4.12.(a)’da görülmektedir. Alan genişletildiğinde ise gaz moleküllerinin düzenli yapısı bozulduğundan entropi değeri yüksek olduğu Şekil 4.12.(b)’de görülmektedir. Benzer şekilde işaret durağan ise frekans bölgesinde dar bir spektrum ile düşük bir entropi değerine sahip olduğu Şekil 4.12.(a)’da görülmektedir. Bunun tam tersi işaret durağan değilse frekans spektrumu geniş bir banda yayılarak büyük bir entropi değerinin oluşmasına neden olduğu Şekil 4.12.(b)’de görülmektedir [7].

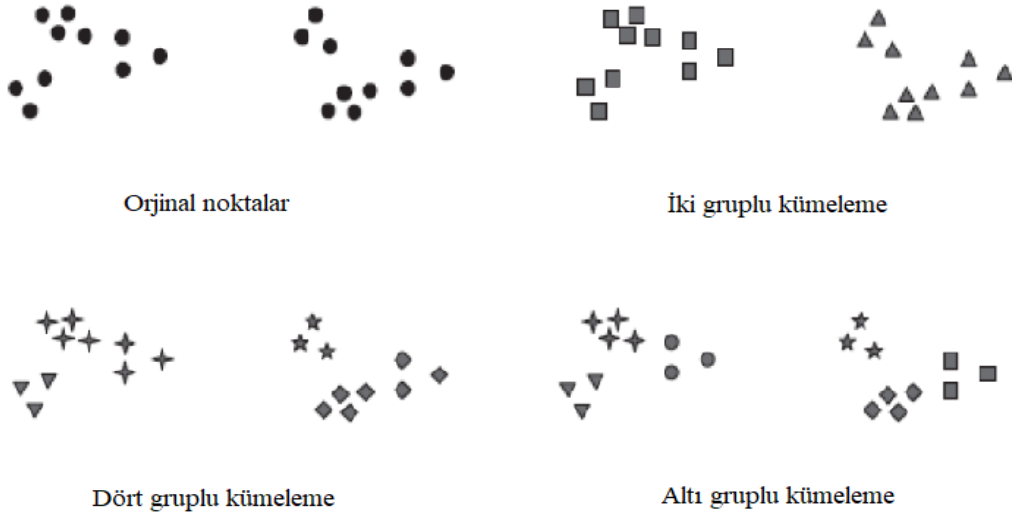


Şekil 4.12. (a) Gazlar ve işaretler için düşük entropi (b) Gazlar ve işaretler için yüksek entropi [7].

5. KULLANILAN KÜMELEME TEKNİKLERİ

Kümeleme, eldeki verilerin gruplara ayrıştırılması işlemi olarak tanımlanabilir. Bu işlem yapılırken herhangi bir eğitici kullanılmadığından eğitici-siz sınıflandırma olarak da ifade edilebilir. Oluşturulan grupların içerisindeki veriler birbirine en yakın verilerdir [19].

Herhangi bir eğitici ve önceden bir sınıflandırma olmadığından çok büyük verilerin işlenmesine imkân tanır. Kümeleme ile elde edilen grup içinde homojenlik, diğer gruplar ile de arasında heterojen bir bağlantı vardır. Oluşturulan grup içerisindeki mesafeler azalırken, gruplar arası mesafe de artar. Şekil 5.1’de 20 elemanlı bir verinin 2, 4 ve 6 gruplu olarak nasıl kümelendiği gösterilmektedir [33].



Şekil 5.1. 20 elemanlı bir verinin 2, 4 ve 6 gruplu olarak kümelendiği [33].

Kümelemenin istenen seviyede olabilmesi için verilen genellemeleri içermesi gerekir. Bunlar;

- **Ölçeklenebilme:** Doğru kümelemeler elde edebilmek için verilerin ölçeklenebilir olması gerekir. Küçük veri gruplarında ölçeklenebilme çok önemli değildir.
- **Farklı nesne tiplerine göre çalışabilme:** Kümeleme algoritmaları sayısal verilerle çalışmak için geliştirilmiş olsa da sayısal olmayan, ikili (binary) ve kategorik veri tipleriyle çalışabilmelidir.

- **Düzgün şekilli olmayan kümeler de bulabilme:** Oluşturulan kümelerin hepsinin düzgün olmasının gerekmediği kümeleri de oluşturabilmelidir.
- **En az miktarda giriş değişkeni gerektirmeli:** Kullanıcıdan bağımsız işlem yapabilmesi için giriş verilerinin olabileceğin en azı olması gerekir.
- **Gürültü içeren verileri de kullanabilmeli:** Kullanılan veriler gürültü veya elde edilme nedenleri ile istenilen düzeyde olmayabilir. Bu gibi durumlarda da kümeleme yapabilmelidir.
- **Verilen parametrelerin sırasına duyarlı olmalı:** Kümeleme işlemi için kullanılacak verilerin sıralamasının bir önemi olmamalıdır.
- **Çok boyutlu veri tabanları ile çalışabilmeli:** Kullanılacak boyut sayısının çok fazla olması önemli olmamalıdır.
- **Veri kümesinin sahip olduğu kısıtlamalar dikkate alınmalı:** Kümeleme yaparken verilecek kısıtlamaları da dikkate alması gerekir.
- Kolay yorumlanabilen ve kullanılabilen sonuçlar üretebilmelidir [13].

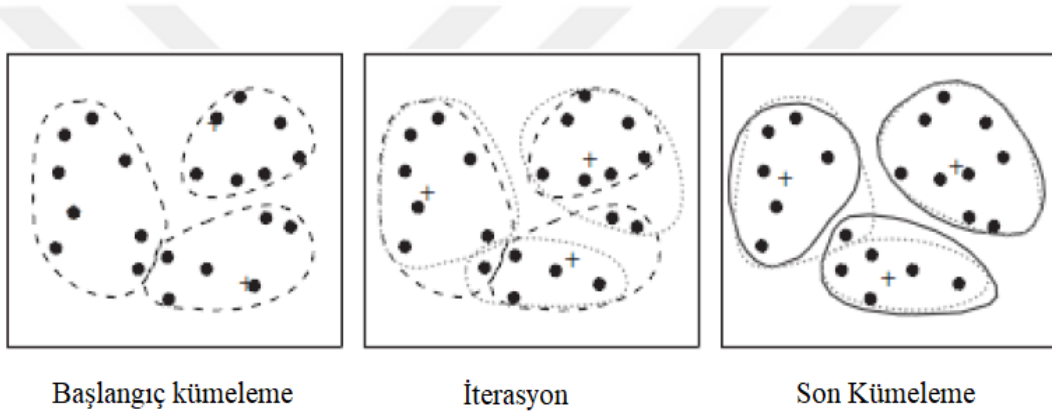
5.1. K-ortalamlar (K-Means) Algoritması İle Kümeleme

İlk çıkan kümeleme yöntemlerinden biri olan K-ortalamlar (KM) 1957 yılında Hugo Steinhaus tarafından öne sürülmüştür. Bu yöntem 1967 yılında J.B. MacQueen tarafından geliştirilmiş ve KM olarak isimlendirilmiştir [34].

Eğitici olmadan yapılan öğrenme yöntemlerinden biri olarak tanımlanır. KM ile kümeleme yapılırken birbirine en çok benzeyen nesnelere bir merkez etrafında aynı küme içerisine yerleştirilir. Bu yerleştirme işlemi yapılırken nesnelere birbirine olan uzaklıkları temel alınır. KM sonrası her nesne bir grupta yer alacağından gruplar arasında hissedilir bir farklılık oluşur.

KM yapılırken n adet nesne k adet kümeyle ayrılacağından öncelikle k adet nokta dolayısı ile küme ve merkezi belirlenir. Belirlenen bu noktalara en yakın nesnelere atanarak kümeler oluşturulur. Bu nedenle k noktalarının belirlenmesi sonucun istenilenleri karşılaması açısından çok önemlidir. Bunu sağlamak amacıyla k noktası belirlenmesinde farklı yöntemler kullanılmaktadır. Bunlardan fazla kullanılanları;

- Belirlenecek k noktası ve küme merkezleri verilen nesnelerin içinden rastgele seçilmesi,
- k adet küme oluşturularak içlerine veriler rastgele atandıktan sonra küme ortalamaları alınıp başlangıç küme merkezlerinin belirlenmesi,
- Küme merkezleri seçilirken en uç değerlere sahip verilerin tercih edilmesi,
- Başlangıç k noktaları olarak veri setinin merkezine en yakın noktaların alınması, olarak sıralanabilir [9]. Örnek bir k-ortalamlar kümeleme yöntemi ile k noktalarının belirlenmesi ve birimlerin kümelenme aşamaları Şekil 5.2’de görülmektedir. Şekil 5.2’de görüldüğü gibi iterasyon ile küme merkezleri güncellenir ardından da kümeler güncellenerek yeniden oluşturulurlar [12].



Şekil 5.2. KM ile rastgele k noktası belirlenerek kümeleme [13].

KM kümelemenin avantajları ve dezavantajları vardır. Avantajları;

- Uygulanmasının kolay olması,
- Büyük verilerin mümkün olan en kısa sürelerde işlenebilmesi,
- Kategorik verilerin de sayısal verilere çevirerek kullanabilmesi,

vb. olarak ifade edilebilir. Dezavantajları ise;

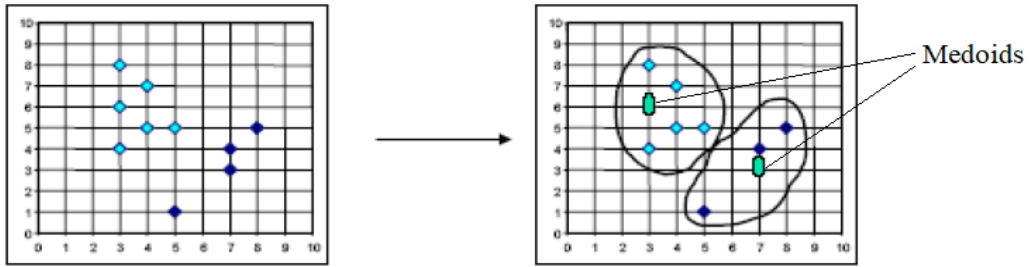
- Başlangıç k noktası sayısının belirlenmesi,
- Yoğunlukları/büyükükleri farklı kümelerin kümelenmesi,
- Gürültü ve sıra dışı verilere duyarlı olması,
- Başlangıç değerlerinin kümelerin belirlenmesinde çok önemli olması,
- Hangi verinin önemli olduğunun belirlenmesinin zor olması,
- Boş kümelerin oluşma ihtimali,

vb. olarak sayılabilir.

5.2. k-Medoids Algoritması ile Kümeleme

k-Medoids ile kümenin orta noktası alınmak yerine medoidi alınır. Medoid, oluşturulacak kümenin en merkezindeki veriyi ifade eder. k-Medoids k tane küme ve n tane veriden oluşur. Burada k küme sayısı kullanıcı tarafından belirlenir. Belirlenen k noktalarındaki verilere göre diğer n tane veri kendine yakın olan kümelere atanır. Bu yöntemin birçok farklı uygulaması vardır. Bunlardan en yaygın olarak kullanılanı Kaufman ve Rousseuw tarafından 1987-1990 yıllarında geliştirilen “Partitioning Around Medoids-PAM” algoritmasıdır.

KM ile yapılan kümeleme de merkez nokta dâhil edilecek yeni bir veri ile küme merkezi ve orta noktası büyük oranda değişebilir. k-Medoids ile bu sakınca veriyi esas aldığından minimize edilir. Ancak büyük verilerin sisteme dâhil olması durumunda bu yöntemde de işlemler uzayabilir. k-Medoids ile yapılan bir kümeleme Şekil 5.3’de görüldüğü gibidir. Küme merkezi olarak kullanılan verilerden biri kullanılmaktadır [10].



Şekil 5.3. k-Medoids ile yapılan kümeleme [10].

k-Medoids yapılırken izlenecek işlem sırası;

- Küme sayısının belirlenmesi,
- Oluşturulacak küme sayısı kadar medoids seçilmesi,
- Kalan verilerin kendilerine en yakın medoidse atılması,
- Yeni bir medoids belirlenmesi ve nesnelerin tekrar atanması,
- Oluşacak yeni medoids ile önceki kıyaslanarak performansı iyi olanın tercih edilmesi,
- Bu işlemlerin en iyi sonuç alınana kadar tekrar edilmesi, olarak ifade edilebilir [13].

k-Medoids'in üstünlükleri ve sakıncaları da vardır. Üstünlükleri;

- En merkezdeki verilerin küme merkezi seçilmesi ile gürültü ve yeni veri eklenmesinden fazla etkilenmemeleri,
- İyi ve kararlı algoritmalar ortaya çıkarmaları,
- İlk belirlenen k noktasının ve verilerin işleme sırasının sonuç üzerinde etkili olmaması olarak sayılabilir.

Sakıncaları;

- Küme sayısının başlangıçta belirtilmesi,
- Küresel olmayan ve farklı büyüklükteki kümelerde iyi sonuç vermemesi,
- Büyük verilerin işlenmesinde zaman sorunu vb. olarak sayılabilir.

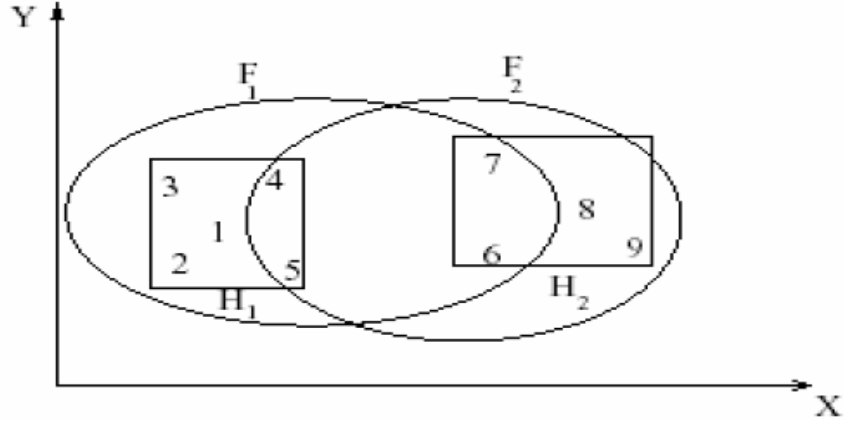
5.3. Bulanık C Ortalamalar (Fuzzy C Means) İle Kümeleme

Bulanık C Ortalamalar (FCM), en fazla kullanılmakta olan bulanık mantıklı kümeleme yöntemlerinden biri olmakla beraber 1973 yılında Dunn tarafından ortaya atılmıştır. Bu yöntem ile ilgili büyük geliştirmeler ise 1981 yılında Bezdek tarafından yapılmıştır [11].

İnsan yaşamında ve etrafındaki doğa olaylarında veya verilerin işlenmesinde her zaman iki durum söz konusu değildir. İşte doğaya bakarsak sıcak/soğuk, uzun/kısa, aydınlık/karanlık, yaz/kış vb. oluşumlar her zaman bu kadar kesin ve net değildir. Bunlar çok soğuk, ılık, çok sıcak veya orta, çok kısa, çok uzun vb. farklı şekillerde ifade edilmek istenebilir. Klasik kümeleme yöntemleri böyle farklı ifade etme ihtiyacına cevap vermezler.

FCM verilere değer verirken "0" ile "1" arasında bir değer verir. Öteki kümeleme yöntemlerinde her veri bir kümeye ait olmak zorundaydı. Başka bir ifade ile klasik kümeleme yöntemlerinde bir verinin değeri "0"/"1" olmak zorundadır. Klasik kümeleme de bir verinin değeri hangi kümede "1" ise o kümeye aittir. FCM ile kümeleme yapıldığında her veri bir kümeye ait olmak zorunda değildir. Ancak her verinin tüm kümelere ait olma değerinin toplamı "1" olmalıdır [12].

KM ile yapılan bir kümeleme ve bu kümelemenin FCM ile kıyaslaması Şekil 5.4'de verildiği gibidir. Şekil 5.4'de H1 ve H2 KM'i ifade ederken F1 ve F2 ise FCM kümelerini ifade etmektedir [9].



Şekil 5.4. KM ve FCM ile kümeleme [33].

FCM algoritması oluşturulurken başlangıç veri değeri rastgele atanır. Bu değerler kullanılarak iteratif güncellemeler yardımı ile küme merkezinin yeri tespit edilir. FCM verileri üyelik derecesine göre “1” e yakın olduğu kümeye atar.

FCM ile kümelemenin diğer kümeleme yöntemlerinde olduğu gibi avantajları ve dezavantajları vardır. Avantajları;

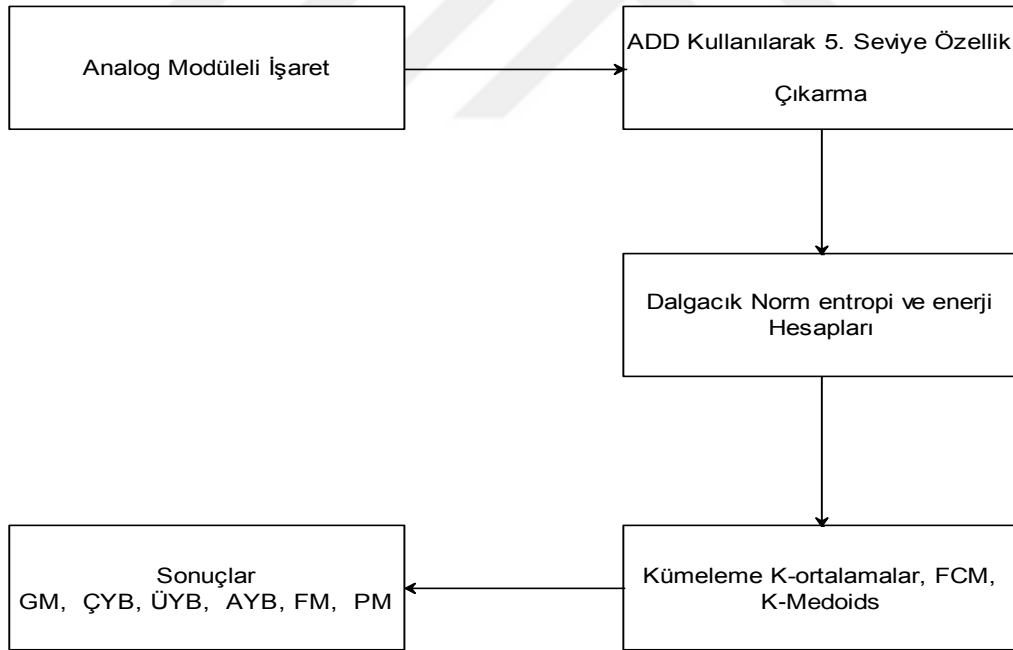
- Belirsiz durumların tanınmasını kolaylaştırması,
- Örtüşen kümeleri bulma kabiliyetinin yüksek olması
- Esnek bir yapıya sahip olması,
- Sıra dışı verilerden ve gürültüden çok az etkilenmesi,

olarak sayılabilir. Dezavantajları;

- İşlemin tamamlanmasının çok uzun sürebilmesi,
- Büyük miktarlarda ki verilerin işlenmesinin zorluğu olarak sayılabilir.

6. ANALOG MODÜLASYON UYGULAMALARI

Bu tez çalışmasında, GM, ÇYB, ÜYB, AYB, FM, PM olmak üzere 6 çeşit analog modülasyon türünün her birinden 200 örnek kullanılarak tanıma için taşıyıcılı akıllı kümeleme yöntemi geliştirilmiştir. Toplamda 6x200 örnek kullanılmıştır. Özellik çıkarım aşamasında GM, ÇYB, ÜYB, AYB, FM, PM analog modüleli işaretlerin dalgacık dönüşümünün 5. seviye ayrışımı, Norm entropi ve enerji özellikleri çıkarılmıştır. Elde edilen bu ayırt edici özelliklerden 6x2x1200'lük özellik vektörü elde edilmiştir. 6x2x1200'lük özellik vektörü kullanılarak K-ortalamalar, k-Medoids ve Bulanık C Ortalamalar (Fuzzy C Means) Algoritmaları ile tanıma için taşıyıcılı akıllı kümeleme yapılmıştır. Kullanılan sistemin akış şeması Şekil 6.1'de verilmiştir. Tez çalışmasının uygulamasında MATLAB 2018 yazılımı kullanılmıştır. Kullanılan analog modüleli işaret $c(t)$ ile gösterilmiştir. Bunun matematiksel ifadesi Denklem (6.1)'de verilmiştir [3].



Şekil 6.1. Kullanılan sistemin akış şeması

$$c(t) = b_c r(t) \cos(2\pi f_c t + \psi(t) + \theta_0) \quad (6.1)$$

Burada, $r(t)$ işaretin zarfı, $f_c(t)$ taşıyıcı işaret, $\psi(t)$ açı, θ_0 başlangıç açısı, b_c , taşıyıcının gücüdür. Analog modüleli işaretlerin matematiksel gösterimi aşağıda sırayla verilmiştir [3].

- **GM Modülasyonu:**

$$c(t) = [1 + m.f(t).\cos(2\pi f_c t)] \quad (6.2)$$

- **ÇYB Modülasyonu:**

$$c(t) = f(t).\cos(2\pi f_c t) \quad (6.3)$$

- **ÜYB Modülasyonu:**

$$c(t) = f(t).\cos(2\pi f_c t) - h(t)\sin(2\pi f_c t) \quad (6.4)$$

- **AYB Modülasyonu:**

$$c(t) = f(t).\cos(2\pi f_c t) + h(t)\sin(2\pi f_c t) \quad (6.5)$$

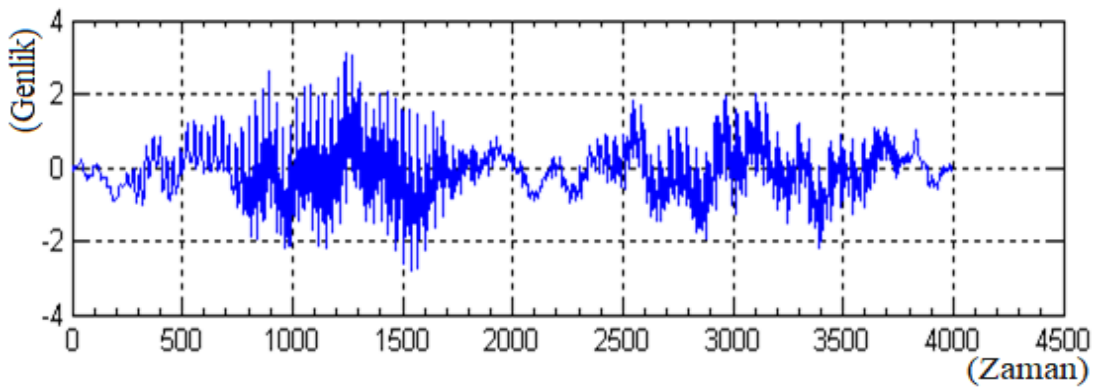
- **FM Modülasyonu:**

$$c(t) = \cos \left[2\pi f_c t + K_f \int_{-\infty}^t x(\tau) d\tau \right] \quad (6.6)$$

- **PM Modülasyonu:**

$$c(t) = \cos(2\pi f_c t + 2\pi\mu(t) + \theta_0) \quad (6.7)$$

Bu tez çalışması uygulamasında bilgi işareti olarak gerçek ses işareti kullanılmıştır. Kullanılan ses işareti Şekil 6.2’de gösterilmiştir.



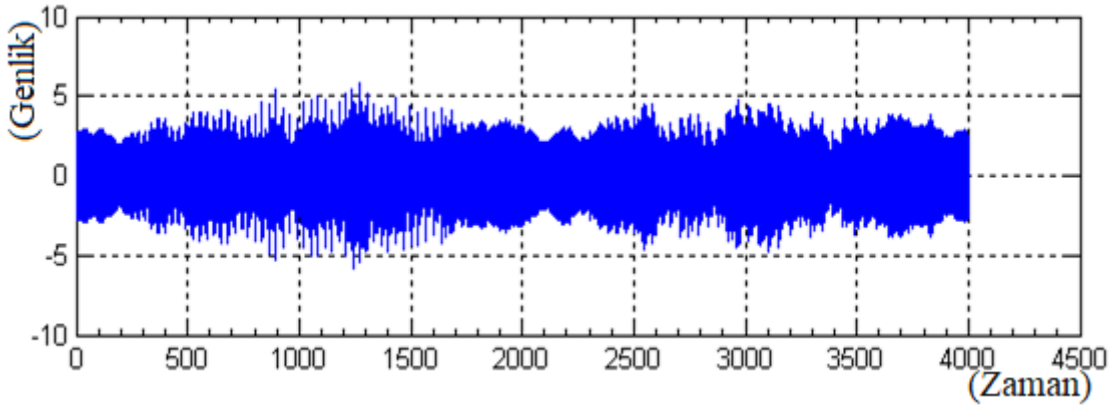
Şekil 6.2. Modülasyon tanıma için kullanılan ses işareti

6.1. Analog Modüleli İşaretlerin Oluşturulması

Analog modüleli işaretler elde etmek için sinyale 0 – 70 dB $I(\text{İşaret})/G(\text{Gürültü})$ aralığında Gaussian beyaz gürültü (Additive White Gaussian Noise – AWGN) ilave edilerek her bir modülasyon çeşidinden 20 adet işaret oluşturulmuştur. İşaretlerin başlangıç açısı, modülasyon indeksi, faz sapması ve frekans sapması değiştirilerek analog modüleli işaretler oluşturulmuştur. Her modülasyon tipinde 200 adet, toplam 1200 adet işaret elde edilmiştir.

6.1.1. GM İşaretlerinin Oluşturulması

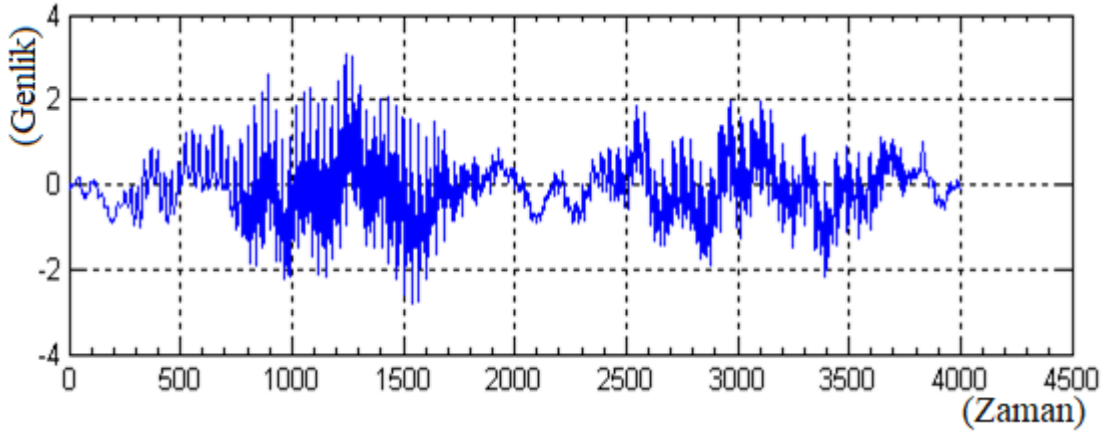
Gürültü ilave edilerek oluşturulan 20 adet işaretin başlangıç açısı (θ_0), 0, $\pi/4$, $\pi/8$ ve modülasyon indeksi (m), 0.2, 0.4 ve 0.8 olarak değiştirilerek toplam 200 adet GM modüleli işaret elde edilmiştir. Şekil 6.3'te GM modüleli işaret örneği gösterilmektedir.



Şekil 6.3. GM modüleli işaret örneği

6.1.2. ÇYB İşaretlerinin Oluşturulması

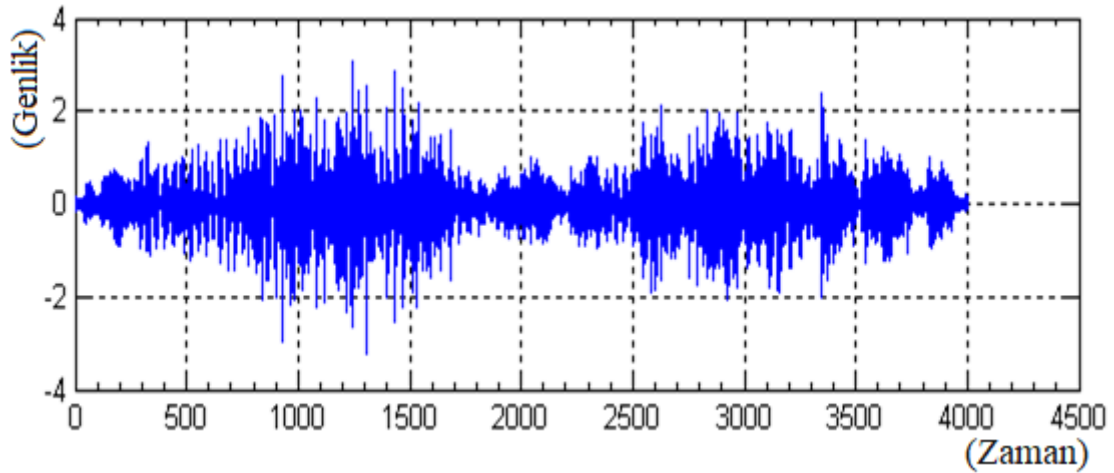
Gürültü eklenerek oluşturulan 20 adet ÇYB işaretinin her birinin başlangıç açısı (θ_0), 0, $\pi/18$, $\pi/9$, $\pi/6$, $2\pi/9$, $5\pi/18$, $\pi/3$, $\pi/8$, $\pi/9$, $\pi/10$ şeklinde değiştirilerek toplam 200 adet ÇYB işareti elde edilmiştir. Bir ÇYB işareti örneği Şekil 6.4'de gösterilmektedir.



Şekil 6.4. ÇYB modüleli işaret örneği

6.1.3. ÜYB İşaretlerinin Oluşturulması

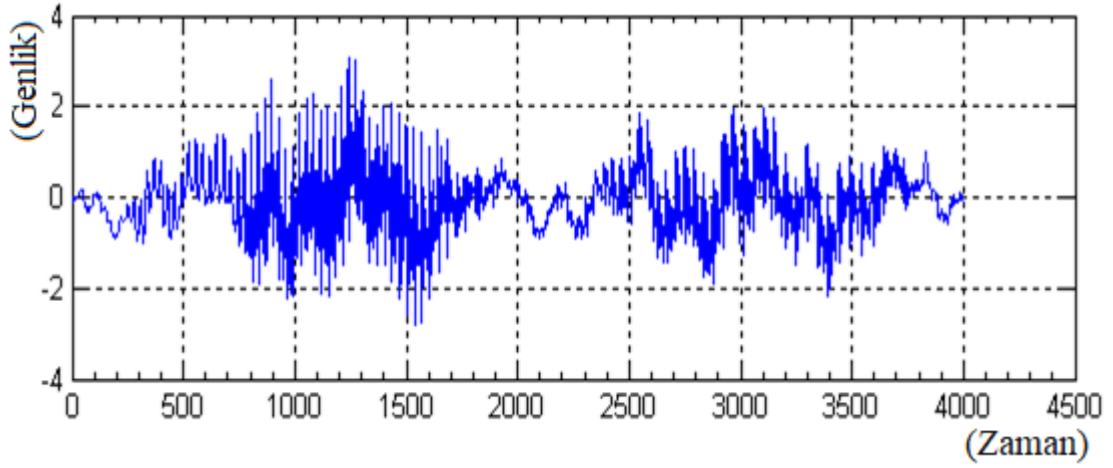
Gürültü eklenerek oluşturulan 20 adet ÜYB işaretinin her birinin başlangıç açısı (θ_0), $0, \pi/18, \pi/9, \pi/6, 2\pi/9, 5\pi/18, \pi/3, \pi/8, \pi/9, \pi/10$ şeklinde değiştirilerek toplam 200 adet ÜYB işareti elde edilmiştir. Bir ÜYB işaret örneği Şekil 6.5'te gösterilmektedir.



Şekil 6.5. ÜYB modüleli işaret örneği

6.1.4. AYB İşaretlerinin Oluşturulması

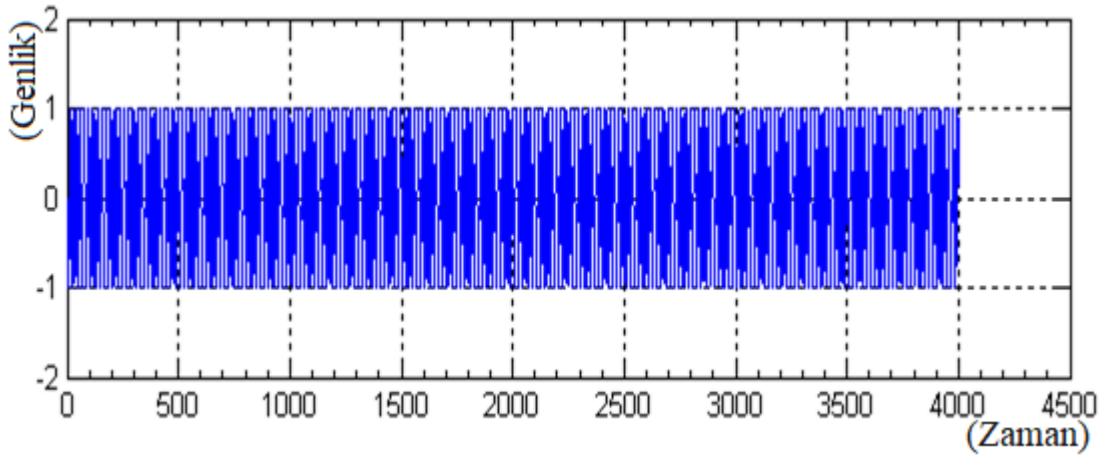
Gürültü eklenerek oluşturulan 20 adet AYB işaretinin her birinin başlangıç açısı (θ_0), $0, \pi/18, \pi/9, \pi/6, 2\pi/9, 5\pi/18, \pi/3, \pi/8, \pi/9, \pi/10$ şeklinde değiştirilerek toplam 200 adet AYB işareti elde edilmiştir. Bir AYB işaret örneği Şekil 6.6'da gösterilmektedir.



Şekil 6.6. AYB modüleli işaret örneği

6.1.5. FM İşaretlerinin Oluşturulması

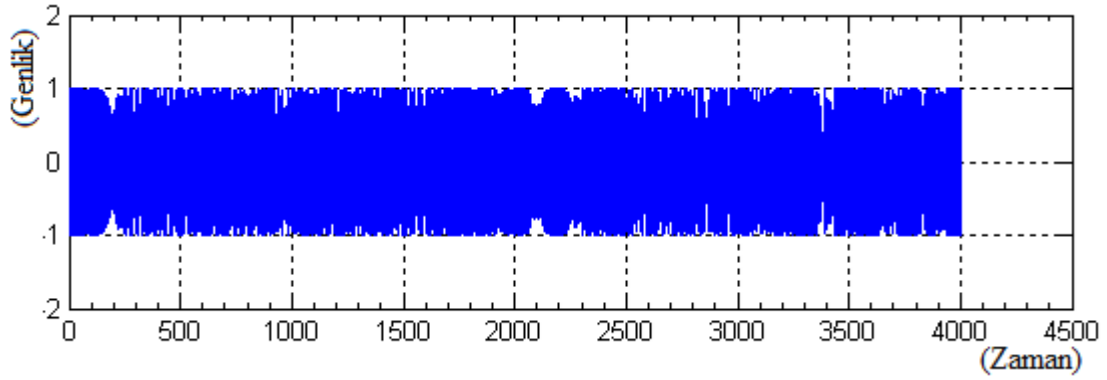
Gürültü eklenerek oluşturulan 20 adet FM işaretinin her birinin başlangıç açısı (θ_0), 0, $\pi/3$, $\pi/5$ ve frekans sapma katsayısı (Kf) 3, 5 ve 7 şeklinde değiştirilerek toplam 200 adet FM işareti elde edilmiştir. Bir FM işaret örneği Şekil 6.7’de gösterilmektedir.



Şekil 6.7. Bir FM modüleli işaret örneği

6.1.6. PM İşaretlerinin Oluşturulması

Gürültü eklenerek oluşturulan 20 adet PM işaretinin her birinin başlangıç açısı (θ_0), 0, $\pi/2$, $\pi/3$ ve frekans sapma katsayısı 2, 4 ve 6 şeklinde değiştirilerek toplam 200 adet PM işareti elde edilmiştir. Bir PM işaret örneği Şekil 6.8’de gösterilmektedir.

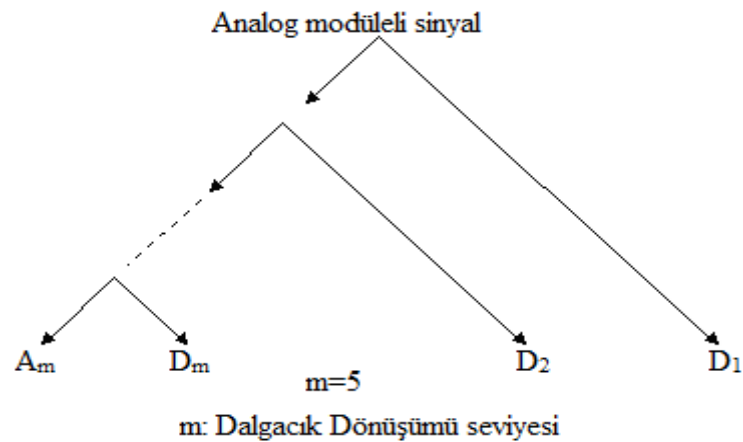


Şekil 6.8. PM modüleli işaret örneği

6.2. Özellik Çıkarma

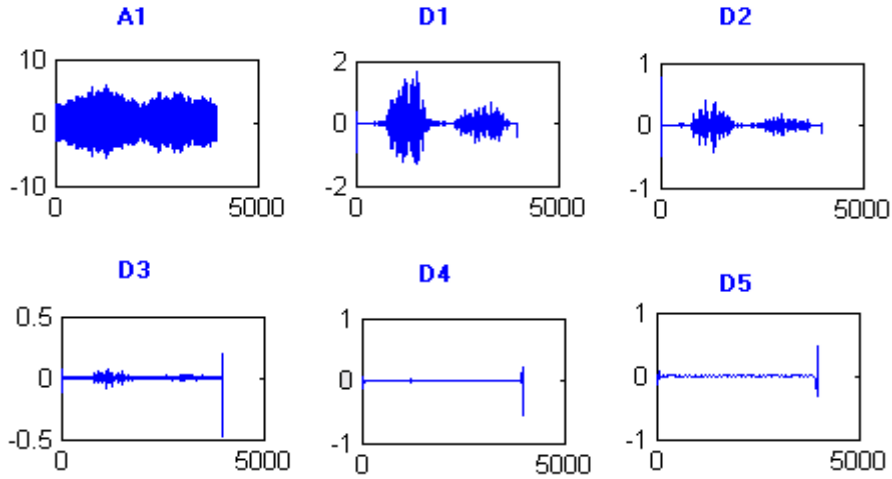
Bu tez çalışmasında özellik çıkarma aşamasında Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) yöntemi kullanılmıştır. ADD diğer klasik yöntemlerinden farklı olarak değişik pencereleme tekniğine sahiptir. İşaretleri daha iyi analiz edebilmek için yüksek frekanslı kısımlarda daha geniş alçak frekanslı kısımlarda ise daha dar bir pencereleme boyutu kullanmaktadır. Dalgacık dönüşümünde detay (D) ve yaklaşık (A) olmak üzere iki çeşit işaret elde edilmektedir. Bu tez çalışmasında dalgacık dönüşümünün 5. seviye ayrışımından elde edilen ADD kullanılmaktadır.

GM, ÇYB, ÜYB, AYB, FM ve PM işaretlerinin her birinden 5 detay (D), bir tane de yaklaşık (A) işareti elde edilmiştir. Şekil 6.9'da 5 seviyeli dalgacık dönüşümünün yapısı gösterilmektedir.

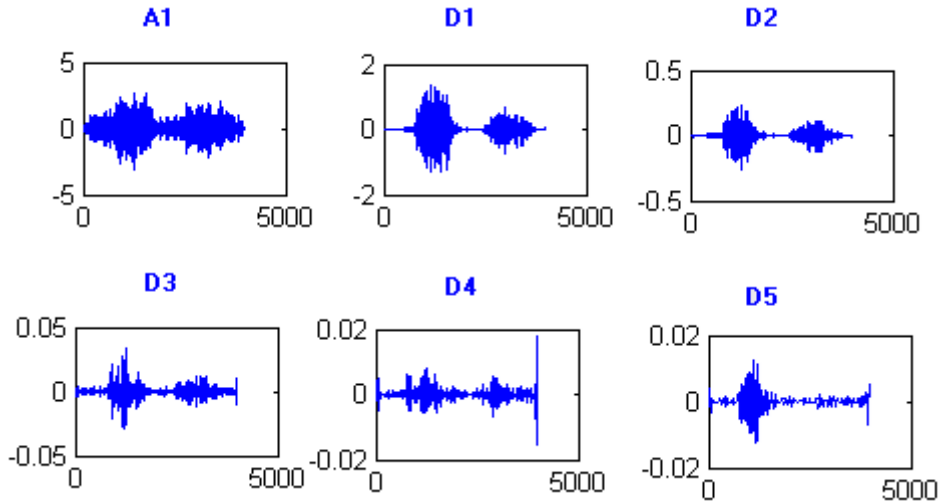


Şekil 6.9. 5 seviyeli dalgacık dönüşümünün yapısı

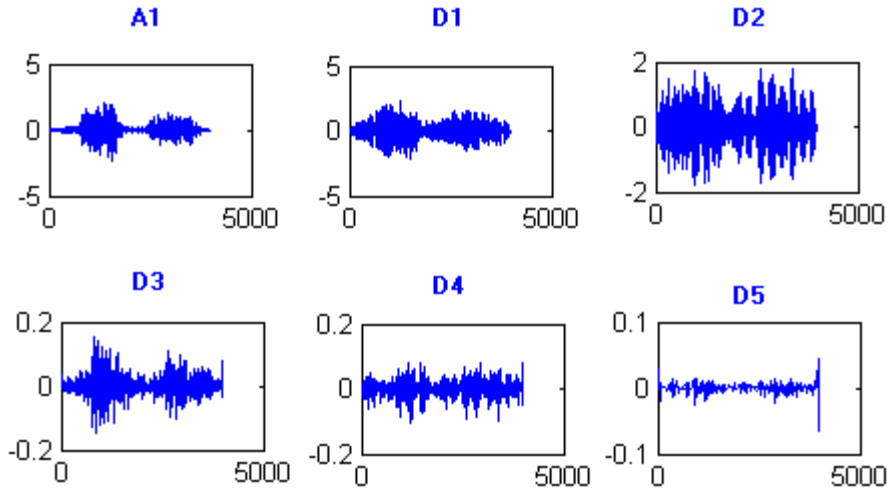
Daubechies, Biorthogonal, Coiflets, Symlets filtreleri kullanılmıştır. Şekil 6.10 – Şekil 6.15’de sırasıyla GM, ÇYB, ÜYB, AYB, FM, PM modülasyonları dalgacık dönüşümü uygulanan örnek işaretleri gösterilmektedir. Şekil 6.10 – Şekil 6.15’de verilen grafiklerde yatay eksen zamanı (saniye) dikey eksen de genliği (volt) vermektedir.



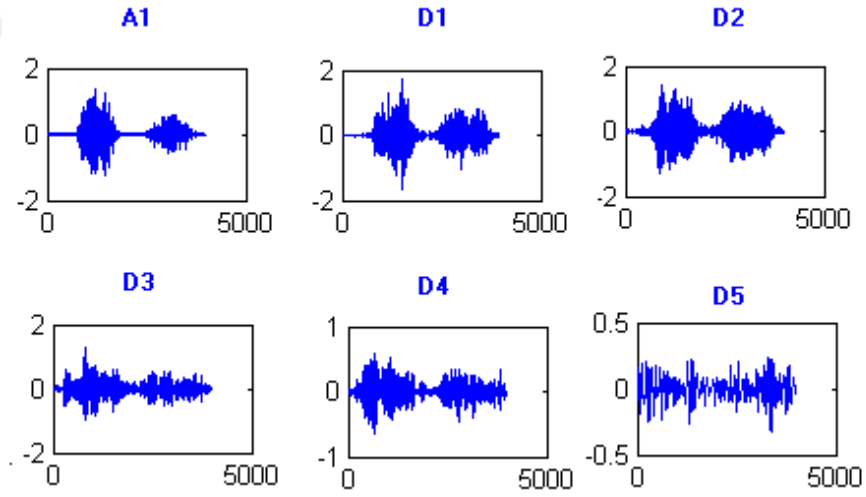
Şekil 6.10. GM modüleli işaretin dalgacık dönüşümü katsayı işaretleri



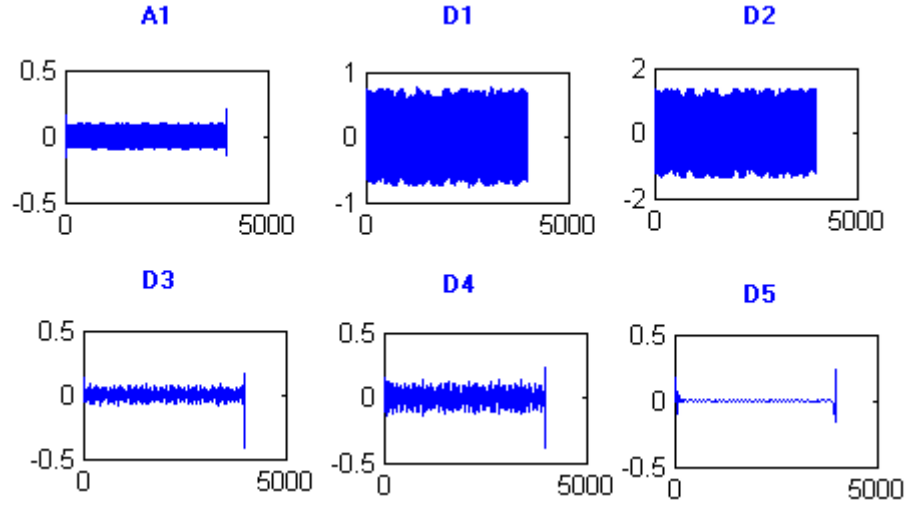
Şekil 6.11. ÇYB modüleli işaretin dalgacık dönüşümü katsayı işaretleri



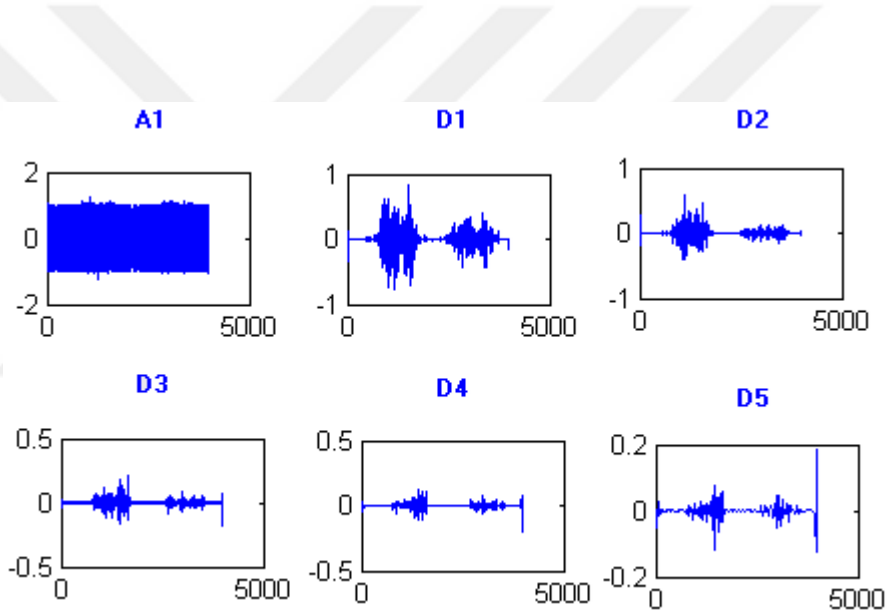
Şekil 6.12. ÜYB modüleli işaretin dalgacık dönüşümü katsayı işaretleri



Şekil 6.13. AYB modüleli işaretin dalgacık dönüşümü katsayı işaretleri



Şekil 6.14. FM modüveli işaretin dalgacık dönüşümü katsayı işaretleri



Şekil 6.15 PM modüveli işaretin dalgacık dönüşümü katsayı işaretleri

DD sonucunda elde edilen işaretler norm entropi ve enerji işleminden geçirilmiştir. Entropi, işaretle ki düzensizliğin ölçütüdür. Kaynağı bilinmeyen modüveli işaretlerin özelliklerinin çıkarılması için bu yöntem kullanılmıştır [3].

Bu tez çalışmasında özellik çıkarım aşamasında GM, ÇYB, ÜYB, AYB, FM, PM analog modüveli işaretlerin dalgacık dönüşümünün 5. seviye ayrışımı, Norm entropi ve Enerji özellikleri çıkarılmıştır. Elde edilen bu ayırt edici özelliklerden $6 \times 2 \times 1200$ 'lük özellik vektörü elde edilmiştir. DD'nin 5. seviye ayrışımı alındığından 5 adet D, 1 adet A işareti olmak üzere toplam 6 adet işaret oluşturulmuş ve bu işaretlerin her birinin Norm entropi ve

Enerji deęerleri hesaplanarak, her bir iřaret iin zellik ıkarılmıřtır. 6 (her bir modleli iřaretin ADD zellik sayısı) X 2 (her bir modleli iřaretin Norm entropi ve enerji zellik sayısı) X 6 (modlasyon eřidi) x 200 (her bir modlasyon eřidi iin kullanılan rnek sayısı) boyutunda zellik vektr elde edilmiřtir.

6.3. Kmeleme

GM, YB, YB, AYB, FM, PM olmak zere 6 eřit analog modlasyon trnn her birinden 200 rnek kullanılarak tanıma iin tařıyıcıllı akıllı kmeleme yntemi geliřtirilmiřtir. Toplamda 6x200 rnek ile iřlem yapılmıřtır. zellik ıkarım ařamasında elde edilen 6x2x1200'lk zellik vektr kullanılarak K-ortalamalar, k-Medoids ve FCM algoritmaları ile tanıma iin tařıyıcıllı akıllı kmeleme yapılmıřtır. Tablo 6.1'de K-ortalamalar Kmeleme Yntemi iin karıřıklık matrisi (confusion matrix), Tablo 6.2'de k-Medoids Kmeleme Yntemi iin karıřıklık matrisi (confusion matrix), Tablo 6.3'de FCM Kmeleme Yntemi iin karıřıklık matrisi (confusion matrix) gsterilmektedir.

Tablo 6.1. K-ortalamalar Kmeleme Yntemi iin karıřıklık matrisi(confusion matrix)

Modlasyon Tipi	GM	YB	YB	AYB	FM	PM	Toplam Bařarı
GM	174	6	5	7	3	5	%87
YB	6	169	7	6	5	7	%84.5
YB	7	5	173	3	5	7	%86.5
AYB	8	5	7	165	7	8	%82.5
FM	2	6	4	3	170	5	%85
PM	3	5	6	4	4	168	%84
Ortalama Bařarım							%84.916

Tablo 6.2. k-Medoids Kümeleme Yöntemi için karışıklık matrisi(confusion matrix)

Modülasyon Tipi	GM	ÇYB	ÜYB	AYB	FM	PM	Toplam Başarı
GM	173	5	6	4	7	5	%86.5
ÇYB	4	176	3	6	5	6	%88
ÜYB	6	7	166	7	6	8	%83
AYB	5	4	6	171	7	8	%85.5
FM	8	7	5	8	166	6	%83
PM	6	5	6	7	3	173	%86.5
Ortalama Başarım							%85.416

Tablo 6.3. FCM Kümeleme Yöntemi için karışıklık matrisi(confusion matrix)

Modülasyon Tipi	GM	ÇYB	ÜYB	AYB	FM	PM	Toplam Başarı
GM	175	4	6	7	3	5	%87.5
ÇYB	8	167	7	6	7	5	%83.5
ÜYB	5	7	169	6	7	6	%84.5
AYB	4	5	6	173	6	7	%86.5
FM	5	3	6	5	175	6	%87.5
PM	4	3	6	3	4	170	%85
Ortalama Başarım							%85.75

Tablolardan elde edilen sonuçlara bakılarak K-ortalamlar Kümeleme Yöntemi için %84.916, k-Medoids Kümeleme Yöntemi için %85.416, FCM Kümeleme Yöntemi için %85.75'lik doğru tanıma başarımı elde edilmektedir. Sonuç olarak en iyi başarımın %85.75 ile FCM Kümeleme Yönteminde olduğu görülmektedir.

7. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

İnsanlar arasında iletişim sağlamak amacı ile haberleşme kullanılmaktadır. Haberleşme de sayısal/analog olarak yapılabilmektedir. İletişim sağlanırken sinyallerin bir yerden başka bir yere taşınması gerekmektedir. Bu işlem için de modülasyon kullanılmaktadır.

Bu tez çalışması ile analog haberleşme esas alınarak modülasyon işlemi yapıldı. Bu işlemde farklı sinyaller taşındı. Taşınan sinyallerin tanınıp uygun yerlere konulması için kümeleme işleminden faydalandı. Kümeleme yapılmak sureti ile alınan sinyaller arasında belirli grupların oluşturulması hedeflendi.

Uygulama sonuçlarını görebilmek amacı ile GM, ÇYB, ÜYB, AYB, FM ve PM olmak üzere 6 çeşit analog modülasyon türünün her birinden 200 örnek kullanıldı. Böylelikle toplamda 6x200 örnek kullanılmış oldu. Özellik çıkarım aşamasında GM, ÇYB, ÜYB, AYB, FM ve PM analog modüleli işaretlerin dalgacık dönüşümünün 5. seviye ayrışımı, Norm entropi ve Enerji özelliklerinin çıkarılması gerçekleştirildi. Elde edilen bu ayırt edici özellikler yardımı ile 6x2x1200'lük özellik vektörü elde edildi. 6x2x1200'lük özellik vektörü kullanılarak K-ortalamlar, k-Medoids ve FCM Algoritmaları ile tanıma için taşıyıcı akıllı kümeleme yöntemi geliştirilerek kullanıldı. Burada ki uygulamaların yapılmasında MATLAB 2018 yazılımı kullanıldı.

Analog modüleli işaretleri elde etmek için sinyale 0 – 70 dB $I(işaret)/G(gürültü)$ aralığında Gaussian beyaz gürültü (Additive White Gaussian Noise – AWGN) ilave edilerek her bir modülasyon çeşidinden 20 adet işaret oluşturuldu. İşaretlerin başlangıç açısı, modülasyon indeksi, faz sapması ve frekans sapması değiştirilerek analog modüleli işaretler oluşturuldu. Her modülasyon tipinde 200 adet, toplam 1200 adet işaret elde edildi.

Özellik çıkarım aşamasında GM, ÇYB, ÜYB, AYB, FM ve PM analog modüleli işaretlerin dalgacık dönüşümünün 5. seviye ayrışımı, Norm entropi ve Enerji özellikleri çıkarıldı. Elde edilen bu ayırt edici özelliklerden 6x2x1200'lük özellik vektörü elde edildi. Dalgacık dönüşümü 5. seviye ayrışımı alındığından 5 adet D, 1 adet A işareti olmak üzere 6

adet işaret oluşturuldu. Bu işaretlerin her birinin Norm entropi ve Enerji değerleri hesaplanarak, her bir işaret için özellik çıkarıldı.

Tez çalışması ile Tablo 6.1, Tablo 6.2. ve Tablo 6.3. oluşturuldu. Tablolardan elde edilen sonuçlar incelenirse, K-ortalamlar Kümeleme Yöntemi için %84.916, k-Medoids Kümeleme Yöntemi için %85.416, FCM Kümeleme Yöntemi için %85.75'lik doğru tanıma başarımının olduğu görüldü. Sonuç olarak en iyi başarımın %85.75 ile FCM Kümeleme Yöntemine ait olduğu tespit edildi.

İleride yapılacak çalışmalarda farklı modülasyon türleri kullanılabilir. Ayrıca, farklı kümeleme yöntemleri kullanılarak modülasyon tanıma işlemi gerçekleştirilebilir.



Tez Çalışmasından Çıkarılan Sempozyum ve Yayınlar

Bu tez çalışmasından;

1. International Engineering and Natural Sciences Conference (IENSC 2018), Nov. 2018 uluslararası sempozyumda Fuzzy C Means Cluster Method For Analog Modulation Recognition başlıklı çalışmanın sunumu yapılmıştır.

2. Fırat Üniversitesi Mühendislik Dergisine “Analog Modülasyon Tanımada K-Ortalamlar, k-Medoids Ve Akıllı Bulanık C Ortalamalar Algoritmalarının Kümeleme Sonuçlarının Karşılaştırılması” makalesi gönderilmiştir. Bu makale 2019 yılının ilk sayısında yayınlanacaktır.



7. KAYNAKLAR

- [1] **Helhel, S.**, 2017. Haberleşme Kuramı I Analog Haberleşme, Birsen Yayınevi, İstanbul
- [2] **Avcı, E., Altınörs, A. ve Biçer, Z.**, 2008. Sayısal modülasyon tanıma sistemleri için bayes karar kuralları sınıflandırıcısının kullanımı. *Engineering Sciences*, **3(1)**, 117-123
- [3] **Erdem Yakut, S.**, 2007. Analog modülasyonlarda dalgacık dönüşüm temelli bir akıllı sınıflandırma sistemi, *Yüksek Lisans Tezi*, F.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.
- [4] **Şen, D.**, 2016. Çevrimiçi modülasyon simülatörü tasarımı, *Yüksek Lisans Tezi*, U.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Bursa.
- [5] **Avcı, E.**, 2005. Akıllı radar ile hedef tanıma sistemi, *Doktora Tezi*, F.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.
- [6] **Fidan, S.**, 2006. Dalga kılavuzunda yayılan elektromanyetik dalganın dalgacık dönüşümü ile modellenmesi, *Yüksek Lisans Tezi*, G.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- [7] **Şengür, A.**, 2006. Endoskopik görüntülerin değerlendirilmesinde görüntü işleme temelli akıllı karar destek sistemi, *Doktora Tezi*, F.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.
- [8] **Demren, E.**, 2015. Dalgacık dönüşümünün fourier dönüşümü ile karşılaştırılması ve uygulama, *Yüksek Lisans Tezi*, İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [9] **Işık, M.**, 2006. Bölünmeli kümeleme yöntemleri ile veri madenciliği uygulamaları, *Yüksek Lisans Tezi*, M.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [10] **Kırmızıgül Çalışkan S.**, 2008. K'KNN: kümeleme ve K en yakın komşu yöntemi ile ağlarda nüfuz tespiti, *Yüksek Lisans Tezi*, G.Y.T.E. Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, Gebze.
- [11] **Şişeci, M.**, 2012. Traverten plaka taşlarda sınıfların kümeleme yöntemleri ile belirlenmesi, *Yüksek Lisans Tezi*, S.D.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Isparta.

- [12] **Atal, S.**, 2015. Bulanık kümeleme analizi ve OECD ülkelerinin gelişmişlik bakımından kümelendirilmesi, *Yüksek Lisans Tezi*, O.G.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir.
- [13] **Çağlar, B.**, 2018. Mekansal verilerin kümeleme analizi ile değerlendirilmesi, *Yüksek Lisans Tezi*, N.E.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
- [14] **Beşkardeş, A., ve Özdemir, M.E.**, 2017. Sinter Makinesinin Örüntü Tanıma Tabanlı Otomatik Hız Kontrolü. *Journal of Science and Engineering*, **19(57)**, 808-820
- [15] **Alan, S.**, 2009. Biyobilişimde örüntü tanıma yöntemlerinin incelenmesi ve örnek uygulama, *Yüksek Lisans Tezi*, S.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya.
- [16] **Çevik, K.K.**, 2010. Yapay zeka yöntemleri ile araç plaka tanıma sistemi *Yüksek Lisans Tezi*, S.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
- [17] **Türkoğlu, İ.**, 2014. Örüntü tanıma, *Ders Notları*, F.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.
- [18] **Taşova, O.**, 2011. Yapay sinir ağları ile yüz tanıma, *Yüksek Lisans Tezi*, D.E.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir.
- [19] **Eset, K.**, 2016. Akciğer pet görüntülerinde bölütleme yöntemlerinin incelenmesi, *Yüksek Lisans Tezi*, E.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri.
- [20] **Öztürk, A.**, 2015. Açık ve uzaktan öğrenme sistemlerinde kümeleme analizi yöntemiyle öğrenen gruplarının belirlenmesi, *Yüksek Lisans Tezi*, A.Ü. Sosyal Bilimler Enstitüsü, Eskişehir.
- [21] **Alper, A.T.**, 2010. Analog haberleşme, *Ders Notları*, M.Ü. Mühendislik Fakültesi, Mersin.
- [22] **Kahveci, S.**, 2012. Sayısal modülasyon tekniklerinin simülasyonu, *Lisans Bitirme Projesi*, K.T.Ü. Mühendislik Fakültesi, Trabzon.
- [23] M.E.B., Analog ve sayısal haberleşme, Elektrik-Elektronik Teknolojisi, Ankara, 2011.
- [24] M.E.B., Haberleşme teknikleri, Bilişim Teknolojileri, Ankara, 2013.
- [25] **Atsan, D.**, 2006. Darbe modülasyonu ve çeşitleri, *Mezuniyet Tezi*, G.Ü. Teknik Eğitim Fakültesi, Ankara.
- [26] **Çıbuk, M.**, 2004. Haberleşme sistemlerinde kullanılan temel kodlama ve sıkıştırma teknikleri, *Doktora Semineri*, F.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.
- [27] M.E.B., Haberleşme teknikleri, Bilişim Teknolojileri, Ankara, 2011.

- [28] **Alpaslan, N.**, 2013. Gradyan tabanlı heterojen öznitelik çıkarma yöntemlerime yeni yaklaşımlar, *Yüksek Lisans Tezi*, İ.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Malatya.
- [29] **Meral, T.**, 2013. Veri analizinde dalgacık teorisinin etkinliği, *Yüksek Lisans Tezi*, K.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli.
- [30] **Rençber, E.**, 2011. Akıllı yöntemler ile konuşmacı tanıma, *Yüksek Lisans Tezi*, F.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.
- [31] **Arslan, Ö.**, 2014. Türkçe fonemler için en uygun ana dalgacık fonksiyonunun araştırılması, *Yüksek Lisans Tezi*, E.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir.
- [32] **Sönmez, D.**, 2013. Asenkron motor rulman arızasının titreşim işaretleri üzerinden entropi tabanlı analizi, *Doktora Tezi*, İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [33] **Bilgin, A.**, 2008. Merkez tabanlı kümeleme algoritmalarının karşılaştırılması, *Yüksek Lisans Tezi*, K.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli.
- [34] **Çokgüngördü, A.**, 2017. Kümeleme yöntemi kullanarak baz istasyonları yardımcı yer seçme, *Yüksek Lisans Tezi*, H.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

ÖZGEÇMİŞ

Yusuf KAYA, 1974 yılında Elazığ'da doğmuştur. İlk, orta ve lise eğitimini Elazığ'da tamamlamıştır. 1992 yılında Marmara Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Elektrik Eğitimi bölümünü kazanmış ve 1996 yılında bitirmiştir.

1996 yılında Milli Eğitim Bakanlığı tarafından Afyonkarahisar iline Elektrik Öğretmeni olarak atanmış ve halen bu görevi Elazığ Gazi Mesleki ve Teknik Anadolu Lisesinde yerine getirmektedir.

Yusuf KAYA
ELAZIĞ - 2018