



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

**SU ALTI HABERLEŞMESİNDE KULLANILAN MODÜLASYON
TÜRLERİNİN YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ KULLANILARAK
SINIFLANDIRILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ALİ ÇİMEN

OCAK

**SU ALTI HABERLEŐMESİNDE KULLANILAN MODÜLASYON
TÜRLERİNİN YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ KULLANILARAK
SINIFLANDIRILMASI**

ALİ ÇİMEN

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİLİĐİ
ANABİLİM DALI**

Danışman

Doç.Dr. Timur DÜZENLİ

İkinci Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Erdoğan ALDEMİR

**AMASYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

OCAK 2026

Yüksek Lisans Tezi Kabul ve Onay Sayfası

Ali ÇİMEN tarafından hazırlanan “Su Altı Haberleşmesinde Kullanılan Modülasyon Türlerinin Yapay Zekâ Teknikleri Kullanılarak Sınıflandırılması” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ/OY ÇOKLUĞU ile Amasya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman (Başkan): Doç.Dr. Timur DÜZENLİ

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Amasya Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Emrah İNAN

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü (İYTE)

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Erhan BERGİL

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Amasya Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum

Tez Savunma Tarihi: 27/01/2026

Jüri tarafından kabul edilen bu tezin Yüksek Lisans Tezi olması için gerekli şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

.....

Doç. Dr. Ümit YILDIRIM

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ETİK BEYAN

Amasya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
 - Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
 - Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
 - Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
 - Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,
- bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

(İmza)

Ali ÇİMEN

(Tarih)

SU ALTI HABERLEŞMESİNDE KULLANILAN MODÜLASYON
TÜRLERİNİN YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ KULLANILARAK
SINIFLANDIRILMASI
(Yüksek Lisans Tezi)

Ali ÇİMEN

AMASYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Ocak 2026

ÖZET

Su altı kablosuz optik haberleşme sistemleri, elektromanyetik spektrumun suyun doğasından kaynaklanan emilim, saçılım ve türbülans gibi etkilere en az maruz kalan görünür ışık bandını kullanarak yüksek hızlı veri iletimini hedefleyen bir iletişim teknolojisidir. Görünür bandın görece avantajına rağmen bu etkiler sinyal zayıflamalarına neden olarak sistem performansını sınırlamakta ve iletişim güvenilirliğini azaltmaktadır.

Otomatik modülasyon sınıflandırması, kablosuz haberleşmenin alıcı tarafında ön bilgi gerektirmeden gelen sinyalin modülasyon türünü belirlemeyi hedefleyen bir tekniktir. Son yıllarda, su altı kablosuz optik haberleşme alanında modülasyon sınıflandırması için derin öğrenme tabanlı çeşitli yaklaşımlar geliştirilmiş; özellikle yüksek sinyal-gürültü oranlarında başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Ancak bu yöntemlerin, düşük sinyal-gürültü oranı ve uzun mesafe gibi zorlu koşullarda sınırlı performans gösterdiği bilinmektedir.

Bu çalışmada su altı kablosuz optik haberleşme sistemlerinde düşük sinyal-gürültü oranlarında dahi etkin şekilde çalışabilen, veri ihtiyacı düşük ve açıklanabilirliği yüksek bir modülasyon sınıflandırma yaklaşımı önerilmektedir. Bu kapsamda, iletişim kanalından alınan modüle edilmiş sinyaller üzerinde “üç seviyeli ayrık dalgacık dönüşümü” uygulanmıştır. Ayrıştırma sonucunda elde edilen yaklaşıklık ve detay katsayılarının ortalama, varyans ve enerji değerleri “genetik algoritmada” öznitelik girdi vektörü olarak kullanılmış ve en uygun öznitelik kombinasyonlarının belirlenmesi amacıyla değerlendirilmiştir. Enerjiye dayalı özniteliklerin sınıflandırma başarısına katkısının, ortalama ve varyansa dayalı özniteliklere göre daha yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Bu gözlem sonucunda öznitelik boyutu azaltılarak 0.84 oranında sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir.

Sonuçlar, -10 dB ve -5 dB gibi düşük sinyal-gürültü oranlarında sınıflandırma performansının azalmasına rağmen, özellikle coiflets ve biorthogonal dalgacık ailelerinden elde edilen özniteliklerin bu zorlayıcı koşullar altında dahi yüksek doğruluk sağladığını ortaya koymuştur.

Sayfa Adedi : 97

Anahtar Kelimeler : Su Altı Kablosuz Optik Haberleşme, Modülasyon

Sınıflandırması, Genetik Algoritma, Öznitelik Eniyileme, Emilim, Saçılım, Beer-Lambert, Ayrık Dalgacık Dönüşümü

Danışman : Doç. Dr. Timur DÜZENLİ, Dr. Öğr. Üyesi Erdoğan ALDEMİR

CLASSIFICATION OF MODULATION SCHEMES USED IN UNDERWATER COMMUNICATION USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUES

(M. Sc. Thesis)

Ali ÇİMEN

AMASYA UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

January 2026

ABSTRACT

Underwater wireless optical communication systems are a communication technology that aims to achieve high-speed data transmission by using the visible light band of the electromagnetic spectrum, which is least affected by absorption, scattering, and turbulence caused by the inherent properties of water. Despite the relative advantages of the visible band, these effects still lead to signal attenuation, thereby limiting system performance and reducing communication reliability.

Automatic modulation classification is a technique that aims to determine the modulation type of a received signal at the receiver without requiring prior information. In recent years, various deep learning-based approaches have been developed for modulation classification in underwater wireless optical communication, achieving successful results particularly at high signal-to-noise ratio levels. However, these methods are known to show limited performance under challenging conditions such as low signal-to-noise ratio and long transmission distances.

In this study, a modulation classification approach is proposed for underwater wireless optical communication systems that can operate effectively even at low signal-to-noise ratio levels, requires low data, and offers high interpretability. In this context, a three-level discrete wavelet transform was applied to the modulated signals received from the communication channel. The mean, variance, and energy values of the approximation and detail coefficients obtained from the decomposition were used as feature input vectors in a genetic algorithm to evaluate and determine the most suitable feature combinations. It was observed that energy-based features contributed more to classification performance than mean- and variance-based features. Based on this observation, the feature dimension was reduced and a classification accuracy of 0.84 was achieved.

The results show that although classification performance decreases at low signal-to-noise ratio levels such as -10 dB and -5 dB, features obtained from the coiflets and biorthogonal wavelet families still provide high accuracy under these challenging conditions.

Number of pages : 97

Keywords : Underwater Wireless Optical Communication , Modulation
Classification, Genetic Algorithm , Feature Selection, Absorption, Scattering, Beer-
Lambert Law, Discrete Wavelet Transform

Supervisor : Assoc. Prof. Dr. Timur DÜZENLİ, Asst. Prof. Dr. ErdoğanALDEMİR

ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR

Bu tez çalışması süresince bilimsel bilgi birikimleri ile bana rehberlik eden, akademik özveri ve katkıları ile bana örnek olan değerli hocalarım Doç. Dr. Timur DÜZENLİ ve Dr. Öğr. Üyesi Erdoğan ALDEMİR'e teşekkürü borç bilirim.



İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT	v
ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR	vi
ÇİZELGELER DİZİNİ	x
ŞEKİLLER DİZİNİ	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xiii
1. GİRİŞ	1
1.1. Su Altı Kablosuz Haberleşme	3
1.2. Su Altı Kablosuz Akustik Haberleşme	4
1.3. Su Altı Kablosuz Elektromanyetik Haberleşme	5
1.4. Literatür Taraması	7
2. SU ALTI KABLOSUZ OPTİK HABERLEŞME	11
2.1. Su Altı Kablosuz Optik İletişimi Etkileyen Önemli Faktörler	12
2.1.1. Emilim ve saçılım	12
2.1.2. Türbülans	15
2.1.3. Alıcı ve vericinin hizalaması	16
2.1.4. Arka plan gürültüsü	17
2.1.5. Çok Yollu Girişim	20
2.2. Su Altı Kablosuz Optik Bağlantı Konfigürasyonları	21
2.2.1. Doğrudan görüş hattı	21
2.2.2. Endirekt görüş hattı	22
2.2.3. Yansıtımlı görüş hattı	22
2.3. Su Altı Kablosuz Optik Kanal Modelleri	23
2.3.1. Beer–lambert kanal modeli	23
2.3.2. Monte carlo kanal modeli	24

2.3.3. Radyoaktif transfer denklemi kanal modeli	25
2.4. Su Altı Kablosuz Optik Haberleşmede Kullanılan Modülasyon Türleri	26
2.4.1. Aç kapa modülasyonu	27
2.4.2. Darbe konum modülasyonu	29
2.4.3. Dördün faz kaydırmalı anahtarlama	31
2.4.4. Dördün genlik modülasyonu	33
2.4.5. Alt taşıyıcılı yoğunluk modülasyonu	35
3. SINIFLANDIRMA VE GENETİK ALGORİTMA	37
3.1. Sınıflandırma.....	37
3.2. Sınıflandırma Algoritmalarında Temel Performans Ölçütleri	38
3.2.1. Doğruluk.....	38
3.2.2. Hassasiyet.....	39
3.2.3. Duyarlılık	39
3.2.4. Karışıklık matrisi.....	40
3.3. Sınıflandırma İçin K-En Yakın Komşu Algoritması	40
3.4. Öznitelik Seçimi İçin Genetik Algoritma	42
3.4.1. Bireylerin kodlanması.....	43
3.4.2. Popülasyon büyüklüğü.....	43
3.4.3. Uygunluk Değerlendirmesi.....	44
3.4.4. Seçilim	44
3.4.5. Çaprazlama	45
3.4.6. Elitizm.....	45
3.4.7. Mutasyon.....	45
3.5. Öznitelik Çıkarımı İçin Ayrık Dalgacık Dönüşümü.....	46
3.5.1. Haar dalgacığı	47
3.5.2. Daubechies dalgacık ailesi.....	48
3.5.3. Biorthogonal dalgacık ailesi	49

3.5.4. Coiflets dalgacık ailesi.....	50
4. MATERYAL VE YÖNTEM.....	51
4.1. Kanal Modeli	52
4.2. Kullanılan Modülasyon Türleri.....	55
4.3. Öznitelik Çıkarımı	56
4.4. Sınıflandırma.....	57
5. SONUÇLAR.....	59
6. TARTIŞMA.....	80
KAYNAKLAR	84
EKLER	96
Ek 1 72 öznitelik için öznitelik sıralaması	96
ÖZGEÇMİŞ	97

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 1.1. Su altı akustik iletişimde mesafeye göre kullanılabilir bant genişliği	4
Çizelge 2.1. Emilim ve saçılım katsayılarının tipik değerleri.....	14
Çizelge 2.2. Su altı optik haberleşmede kullanılan modülasyon türleri	27
Çizelge 4.1. $c(\lambda) = 0.151 \text{ m}^{-1}$ için iletim mesafesine göre alınan optik güç	53
Çizelge 4.2. Çeşitli SGO değerleri için iletim mesafesine göre gürültü gücü	54
Çizelge 4.3. Modülasyon parametreleri	56
Çizelge 4.4. Öznitelik kümesi	57
Çizelge 4.5. Örnek sonuç senaryosu için seçilen öznitelikler.....	57
Çizelge 5.1. Hiyerarşik kümeleme sonucu elde edilen 5 küme ve temsilcileri	59
Çizelge 5.2. En çok seçilen özniteliklerin en çok birlikte seçildiği öznitelikler	72
Çizelge 5.3. Hiyerarşik kümeleme sonucu elde edilen 5 küme ve temsilcileri	74

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil	Sayfa
Şekil 2.1. Doğal optik özelliğin geometrisi	13
Şekil 2.2. Su altı optik iletişimde kullanılan bağlantı konfigirasyonları.....	22
Şekil 2.3. Aç kapa modülasyonu sinyal yapısı	28
Şekil 2.4. Darbe konum modülasyonu sinali	29
Şekil 2.5. Örnek DFAK sinyali.....	32
Şekil 2.6. Örnek DGM sinyali	33
Şekil 2.7. Örnek ATYM sinyali.....	35
Şekil 3.1. Karışıklık matrisi örneği.....	40
Şekil 3.2. Dalgacık fonksiyonları.....	47
Şekil 4.1. Önerilen yöntemin sistem modeli.....	51
Şekil 4.2. Mesafeye bağlı alınan optik güç	53
Şekil 4.3. Farklı SGO derğerleri için gürültü gücü	55
Şekil 4.4. Öznitelik sıralaması	58
Şekil 5.1. Özniteliklerin seçilme sıklığı.....	63
Şekil 5.2. SGO'ya göre sınıflandırma doğruluğu	64
Şekil 5.3. Mesafeye göre sınıflandırma doğruluğu.....	65
Şekil 5.4. Coiflets dalgacık dönüşümü için karışıklık matrisi	66
Şekil 5.5. Haar dalgacık dönüşümü için karışıklık matrisi	67
Şekil 5.6. Daubechies dalgacık dönüşümü için karışıklık matrisi	68
Şekil 5.7. Biortogonal dalgacık dönüşümü için karışıklık matrisi.....	69
Şekil 5.8. En az seçilen 5 özniteliğin karışıklık matrisi haar dalgacığı	70
Şekil 5.9. En az seçilen 5 özniteliğin karışıklık matrisi coiflets dalgacığı	70
Şekil 5.10. En az seçilen 5 özniteliğin karışıklık matrisi biortogonal dalgacığı.....	70
Şekil 5.11. En az seçilen 5 özniteliğin karışıklık matrisi daubechies dalgacığı	70

Şekil	Sayfa
Şekil 5.12. Özniteliklerin birlikte seçilme sıklıkları	72
Şekil 5.13. Öznitelik hiyerarşik kümeleme ağaç diyagramı	73
Şekil 5.14. Temsilci 5 öznitelik için karışıklık matrisi, haar dalgacığ1.....	75
Şekil 5.15. Temsilci 5 öznitelik için karışıklık matrisi, coiflets dalgacığ1.....	75
Şekil 5.16. Temsilci 5 öznitelik için karışıklık matrisi, biortogonal dalgacığ1.....	75
Şekil 5.17. Temsilci 5 öznitelik için karışıklık matrisi, daubechies dalgacığ1.....	75
Şekil 5.18. Dört dalgacık türü ile elde edilen öznitelikler ile sınıflandırma	76
Şekil 5.19. Öznitelikler arası eşleşme matrisi	77
Şekil 5.20. CNN (SqueezeNet) ile yapılan sınıflandırma karışıklık matrisi.....	78

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Bu çalışmada kullanılmış bazı simgeler ve kısaltmalar, yanda açıklamaları verilmek üzere aşağıda listelenmiştir.

Simgeler	Açıklama
m	Metre
G	Jenerasyon
k	Boltzmann Sabiti
Hz	Herzt
λ	Dalga Boyu
v	Hız
δ	Cilt Derinliği
σ	Elektriksel iletkenlik
s	Saniye
S	Siemens
dB	Desibel
e	Euler sayısı
$a(\lambda)$	Emilim Katsayısı
$b(\lambda)$	Saçılım Katsayısı
P_i	Su Altı Kanalda Toplam Işık Gücü
P_a	Su Altı Kanalda Emilen Işık Gücü
P_s	Su Altı Kanalda Saçılan Işık Gücü
P_t	Su Altı Kanalda İletilen
$c(\lambda)$	Zayıflama Katsayısı
ε	Kinetik Enerji Dağılma Oranı

Simgeler**Açıklama** n

Nano

 P

Güç

 K_3

Optik Türbülans Şiddeti

 $\Phi_n(K)$

Flüktüasyonlarının Spektral Yoğunluğu

 K

Skaler Uzay Frekansı

 I

Işık Yoğunluğu

 $\langle \cdot \rangle$

Topluluk Ortalaması

 $\tilde{\beta}$

Saçılma Faz Fonksiyonu

rad

Radyan

 q

Elektron Yüğü

 B

Bant Genişliğı

 η

Dedektör Kuantum Verimliliğı

 A_R

Dedektör Açıklık Alanı

 $(\pi FOV)^2$

Görüş Alan Faktörü

 $\Delta\lambda$

Optik Filtre Bant Genişliğı

 T_F

Filtre Geçirgenliğı

 E

Işınım

 R

Işınım Yansıma Oranı

 L_f

Su Altı Radyansının Yön Bağımlılık Faktörü

 h

Planck Sabiti

 c

Işık Hızı

 $\Re$

Fotodedektör Sorumluluğı

 f_c

Taşıyıcı Frekansı

 R_b

Bit Hız

Kısaltmalar	Açıklama
EM	Elektromanyetik
SAKOH	Su Altı Kablosuz Optik İletişim
SGO	Sinyal Gürültü Oranı
BHO	Bit Hata Oranı
APG	Arka Plan Gürültüsü
ÇYG	Çok Yollu Girişim
SAG	Simgeler Arası Girişim
AKM	Aç Kapa Modülasyonu
DGH	Doğrudan Görüş Hattı
EGH	Endirekt Görüş Hattı
YGH	Yansıtımlı Görüş Hattı
MRR	Modüle Edilebilir Retro-Reflektör
BL	Beer–Lambert
RTD	Radyoaktif Transfer Denklemi
DKM	Darbe Konum Modülasyonu
SDAM	Sayısal Darbe Aralığı Modülasyonu
DFKA	Dördün Faz Kaydırmalı Anahtarlama
DGM	Dördün Genlik Modülasyonu
TGFM	Taşıyıcısız Genlik Modülasyonu
ATYM	Alt Taşıyıcılı Yoğunluk Modülasyonu
OFBÇ	Ortogonal Frekans Bölmeli Çoklama
ATGM	Alt Taşıyıcılı Güç Modülasyonu
GA	Genetik Algoritma

Kısaltmalar**Açıklama**

ADD	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
CNN	Convolutional Neural Network
SVM	Support Vector Machine
MIMO	Multiple Input Multiple Output
SIMO	Single Input Multiple Output
KNN	K-Nearest Neighbors
MC	Monte Carlo
TCP	Transmission Control Protocol
IP	Internet Protocol
UTMS	Universal Mobile Telecommunications System
CDMA	Code-division multiple Access
BDMA	Beam Division Multiple Access
LTE	Long Term Evolution
MEC	Mobile Edge Computing
ASDIC	Allied Submarine Detection Investigation Committe
VLSI	Very-large-scale integration
VSF	Volume Scattering Function

1. GİRİŞ

Kablosuz haberleşme 19.yy. sonlarından başlayarak günümüze kadar önemli gelişmeler kaydetmiştir. Bu gelişmeler, ilerleyen yıllarda radyo, televizyon, mobil telefonlar ve iletişim uyduları gibi birçok kablosuz iletişim teknolojisinin temelini oluşturmuştur. Günümüzde kablosuz iletişim, her alanda varlığını hissettirmekte ve geniş bir perspektifte iletişim teknolojilerinin temelini oluşturmaktadır (Stallings, 2013).

Mobil kablosuz iletişim teknolojilerinin gelişim sürecinde önemli bir dönüm noktası olan 1946 yılında, ABD'nin St. Louis kentinde, taşınabilir telefonlara yönelik ilk nesil bir sistemin kurulumuyla, çağdaş cep telefonlarının temelleri atılmıştır. Sabit telefon şebekesine bağlı olarak çalışan bu sistem 6 adet ses kanalına sahip olmakla birlikte spektrum kıtlığının çözümü olarak AT and T'nin Bell araştırma laboratuvarındaki araştırmacılar tarafından, mobil sistemin kullanılacağı bölge altıgen şeklinde alt bölgelere ayrılması ve her bölgenin ortasına bir baz istasyonu kurulması fikrine dayalı çalışıyordu. Birbirlerinden yeterince uzak olan baz istasyonlarında, aynı frekanslarda aynı anda iletişim yapılabilirdi (Molisch, 2011).

Spektrum kıtlığının önlenmesi amacıyla 1980'li yıllardan itibaren, daha verimli modülasyon türleri, kanal bozulmalarına karşı dayanıklı yapılar ve çoklu erişim teknikleri üzerine yoğun araştırmalar yapılmış; bu çalışmalar modern kablosuz haberleşmenin temelini oluşturmuştur. Kablosuz mobil iletişim teknolojileri, 1980'lerden günümüze kadar hızla gelişerek beşinci nesle (5G-New Radio-NR) yaklaşmıştır. Bu süreç, her nesilde artan kapasite, hız, güvenlik ve kullanıcı deneyimi ile karakterize edilir. İlk nesil olan 1G, 1980'li yıllarda kullanılmaya başlanmıştır ve tamamen analog yapıya sahiptir. Sadece sesli aramalar yapılabilen bu sistemlerde veri iletimi mümkün değildi. Güvenlik 1G sistemlerinde çok zayıftı; görüşmeler şifrelenmeden iletildiği için kolayca dinlenebiliyordu. Ayrıca ses kalitesi düşüktü ve kapsama alanları sınırlıydı (Gani vd., 2008).

İletişimin analogdan dijitale geçmesiyle birlikte, 2G teknolojisi 1990'lı yılların başında devreye girmiş ve kablosuz haberleşmede önemli bir dönüm noktası olmuştur. Bu sayede hem ses kalitesi artmış hem de güvenlik önemli ölçüde iyileştirilmiştir. 2G sistemleri ayrıca SMS gibi temel veri hizmetlerini de sunmuştur. Bu dönemde telefonlar daha taşınabilir hale gelmiş, mobil iletişim günlük yaşamın parçası olmaya başlamıştır (X. Li vd., 2009).

Mobil iletişimin sesin ötesine geçerek veri odaklı hale gelmesini sağlayan 3G teknolojisi, 2000'li yılların başında kullanılmaya başlanmıştır. Mobil cihazlardan 3G ile video görüşmeleri, mobil internet, multimedya mesajlar ve daha hızlı veri aktarımı mümkün hale gelmiştir. Tipik 3G hızları 384 Kbit/s ile 2 Mbit/s arasındadır. Universal Mobile Telecommunications System (UMTS) ve Code-division multiple Access (CDMA2000), bu neslin öne çıkan standartlarıdır (Akkurt, 2021).

Yüksek hızlı ve düşük gecikmeli veri iletişimini hedefleyen 4G teknolojisi, 2010'lu yıllarda kullanılmaya başlanmıştır. Tamamen TCP/IP (Transmission Control Protocol / Internet Protocol) tabanlı olan bu sistemde, ses de dahil tüm veriler ilgili iletişim protokolü üzerinden iletilmektedir. En yaygın 4G standardı LTE (Long Term Evolution) sayesinde mobil internet hızları Mbit/s seviyelerine ulaşmış, HD video akışı, online oyunlar ve bulut tabanlı hizmetler yaygınlaşmıştır (Gupta ve Jha, 2015).

Yüksek veri hızı, geniş kapsama alanı ve güvenli iletişim altyapısıyla öne çıkan 5G ağları, 2015 yılında tanıtılmıştır. CDMA ve Beam Division Multiple Access (BDMA) gibi çoğullama tekniklerini kullanan bu ağlar, hem devre hem de paket anahtarlama teknolojilerini bir arada sunar. Özellikle Nesnelerin İnterneti (Internet of Things-IoT), akıllı şehirler ve sağlık uygulamaları gibi alanlarda düşük gecikme ve yüksek bant genişliği avantajı sağlar. Mobile Edge Computing (MEC) teknolojisi, ile bütünleşik çalışan 5G bulut kaynaklarını kullanıcıya yakın konumlandırarak gecikmeyi azaltmakta ve mobil cihazların enerji verimliliğini artırmaktadır. Bu sayede, artırılmış gerçeklik ve canlı yayın gibi zaman gecikmesine duyarlı uygulamalarda kesintisiz hizmet sunulabilmektedir (C.-X. Wang vd., 2014). Sonuç olarak, gelişmiş modern ağlardan olan 5G, 5G-NR standardında ultra güvenilir düşük gecikmeli iletişim ve yoğun makine tipi iletişim gereksinimlerini karşılamak amacıyla, ölçeklenebilir numeroloji yapıları ve gelişmiş iletişim gereksinimlerini sunulmaktadır (Dahlman vd., 2018).

Kablosuz haberleşme, yalnızca bireyler arasındaki iletişimi kolaylaştırmakla kalmayıp, aynı zamanda toplumların dijital dönüşümünü hızlandıran kritik bir teknolojidir. Bugün akıllı şehir altyapılarından otonom araçlara, uzaktan sağlık hizmetlerinden endüstriyel otomasyon sistemlerine kadar pek çok alanda temel iletişim omurgası olarak görev yapmaktadır. Gelecekte 6G teknolojisinin hayatımıza girmesiyle birlikte, tera ($10^{10} - 10^{12}$) hertz frekans bandında çalışan, yapay zekâ ile desteklenmiş ultra hızlı ve düşük gecikmeli iletişim

sistemlerinin yaygınlaşması beklenmektedir. Bu gelişmeler, uzaydan internet erişimi, holografik iletişim, beyin-bilgisayar arayüzleri ve tam anlamıyla otonom sistemlerin entegrasyonu gibi yenilikleri mümkün kılacaktır. Bu bağlamda kablosuz haberleşme, yalnızca bugünün değil, geleceğin de teknolojik altyapısını şekillendirecek en stratejik alanlardan biri olma özelliğini sürdürmektedir (Ndiaye vd., 2022).

1.1. Su Altı Kablosuz Haberleşme

Su altı kablosuz iletişimin tarihi, akustik dalgalarla yapılan çalışmalarla şekillenmiş, zamanla radyo frekansları ve optik (görünür ışık) tabanlı iletişim teknikleriyle çeşitlenmiştir. I. Dünya Savaşı sırasında denizaltıların tespitine yönelik geliştirilen Allied Submarine Detection Investigation Committee (ASDIC) sistemleri, daha sonra sonar sistemleri olarak anılacak, su altı kablosuz haberleşme teknolojilerinin ilk uygulamaları arasındadır. Bu sistemler, gönderilen ses dalgalarının nesnelere çarpma-yansıma prensibiyle çalışmaktadır. 1945 yılında ABD’de geliştirilen ilk su altı telefonu, 8–11 kHz frekans aralığında çalışan ve denizaltılarla birkaç kilometrelik mesafeden iletişim kurabilen bir akustik haberleşme sistemidir (Stojanovic, 1995).

Çok büyük ölçekli entegrasyon (Very-large-scale integration ,VLSI) ve programlanabilir sayısal işaret işleyici yapılarının gelişmesiyle birlikte, 20. yüzyılın sonlarına doğru akustik haberleşme sistemleri hem kapasite hem de doğruluk açısından önemli ilerlemeler kaydetmiş; çevresel izleme, açık deniz petrol tesisleri ve bilimsel araştırmalar gibi sivil alanlarda da yaygın şekilde kullanılmaya başlanmıştır (Stojanovic, 1996).

Bu gelişmelerle birlikte, akustik iletişimin suda düşük yayılma hızına bağlı olarak ortaya çıkan kanal gecikmesi ve özellikle sığ sularda çok yollu yayılım etkisiyle performansının ciddi şekilde bozulması, araştırmacıları alternatif sualtı iletişim yöntemlerine yönlendirmiştir. Bu kapsamda, radyo frekansı tabanlı iletişim sistemleri de özellikle kısa mesafeli, düşük veri hızlı ve belirli uygulama alanlarına yönelik çözümler sunabilme potansiyeliyle araştırılmakta ve geliştirilmektedir (Jiang ve Georgakopoulos, 2011).

1.2. Su Altı Kablosuz Akustik Haberleşme

Yüksek frekanslı ses dalgaları aracılığıyla bilginin iletilmesine dayanan akustik iletişim, su altı kablosuz haberleşmesinde kullanılan ilk yöntem olarak öne çıkmaktadır. Bu teknoloji, ilk kez Amerika Birleşik Devletleri'nde 8–15 kHz aralığındaki taşıyıcı frekanslar kullanılarak uygulanmaya başlanmış ve o tarihten itibaren önemli ilerlemeler kaydedilmiştir (Quazi ve Konrad, 1982). Su altı akustik iletişim sistemleri, düşük veri hızı, sınırlı bant genişliği, yüksek gecikme süresi ve çok yollu yayılımı gibi çeşitli fiziksel ve yapısal zorluklarla karşı karşıyadır. Bu zorluklar, özellikle uzun menzilli iletişimde sinyalin güvenilirliğini ve iletim verimliliğini önemli ölçüde etkilemektedir. İletişim teknolojilerindeki gelişmelere paralel olarak evrimleşen bu yöntemle yapılan araştırmalar, bu sınırlamaları aşmaya yönelik çözüm yollarına odaklanmıştır. Ortogonal Frekans Bölmeli Çoklama (OFBÇ) tekniğinin Alt Taşıyıcılı Güç Modülasyonu (ATGM) ile birleştirilmesi gibi yenilikçi yaklaşımlar, veri hızını artırma ve bant genişliğini daha verimli kullanma potansiyeli sunmaktadır (Theocharidis ve Kavallieratou, 2025). Su altı ses yayılımı, iletişimde kullanılacak mesafeye göre sınıflandırılır. Bu sınıflandırmaya göre, derinliği 100 metreden düşük olan sular sığ su olarak kabul edilirken, 100 metreden daha derin sular derin su olarak adlandırılır (Stojanovic, 1996). Çizelge 1.1.'de, akustik bağlantı mesafelerine göre kullanılabilen bant genişliği verilmiştir.

Çizelge 1.1 Su altı akustik iletişimde mesafeye bağlı bant genişliği (Stojanovic,1996)

	Menzil [km]	Bant genişliği [kHz]
Çok uzun	1000	<1
Uzun	10–100	2–5
Orta	1–10	≈10
Kısa	0,1–1	20–50
Çok kısa	<0,1	>100

Ses dalgalarının su altında yayılımı, temel olarak yol kaybı, gürültü, çok yollu Doppler yayılımı ve değişken yayılım gecikmesi gibi etkenlerden olumsuz yönde etkilenir. Bu faktörler, su altı akustik yayılımının hem zamansal hem de mekânsal karakteristiğini belirler (Akyildiz vd., 2005).

Su altı akustik iletişimde, sinyalin alıcıya ulaşana kadar kaybettiği enerjiye *yol kaybı* denir (Brekhovskikh ve Lysanov, 1991). Bu kayıp iki temel şekilde oluşur. Bunlardan ilki zayıflama olup, sinyalin mesafeye ve frekansa bağlı olarak zayıflamasıdır. Hem mesafe hem de frekans arttıkça zayıflama da artar. Diğer bir yol kaybı sebebi ise yayılma. Derin sularda ses sinyalinin her yöne dağılmasıyla oluşan yayılma türü küresel yayılma olarak adlandırılırken, sığ sularda sadece yatay yönde yayılmasıyla oluşan yayılma ise silindirik yayılma olarak tanımlanır. Her iki yayılma türü de enerji kaybına neden olur (Urlick, 1983). Su altı akustik iletişimde *gürültü*, iki temel kaynaktan ortaya çıkar. Bunlardan biri, deniz araçlarından kaynaklanan motor ve sonar gibi sistemlerin oluşturduğu insan kaynaklı gürültüdür. Diğer ise, denizde oluşan akıntılar, fırtınalar, yağmur gibi çevresel etkenlerin yol açtığı doğal ortam gürültüsüdür (Pirie, 1999). *Doppler yayılımı*, ise kanalın zamanla değişen doğasından kaynaklanan frekans spektrumundaki genişleme olarak tanımlanır (Ceylan vd., 2025). *Yayılım gecikmesi* ise akustik sinyalin belirli bir uzaklık boyunca su altı ortamında yayılması için gereken zaman süresidir (William S. Burdic, 2003). Yayılım gecikmesi ve Doppler yayılımı, su altı ortamının fiziksel olarak sürekli değişen yapısından dolayı zamanla değişkendir. Yayılım gecikmesindeki değişim, ses hızının sıcaklık, tuzluluk ve basıncın değişken olmasına bağlı olarak kanal boyunca farklılık gösterir. Doppler yayılımı ise, kısa zaman ölçeğinde yüzey dalgaları, akıntılar ve verici-alıcı hareketleri gibi dinamik etkilerle ortamın sürekli değişmesi sonucu sinyal frekansında zamanla meydana gelen genişlemelerden kaynaklanır (A. Silva vd., 2010).

1.3. Su Altı Kablosuz Elektromanyetik Haberleşme

Elektromanyetik (EM) dalgalar, özellikle sığ sularda akustik dalgalara alternatif olarak umut vadeden bir iletişim yöntemi olarak öne çıkmaktadır. EM dalgaları, su yüzeyi ve dipten kaynaklanan yansıma ve kırılma gibi etkilerden akustik dalgalara kıyasla daha az etkilenir. Ayrıca suda, askıdaki parçacıkların EM dalgaları üzerindeki etkisi oldukça düşüktür; bu da iletişim kalitesinin artmasına katkı sağlar (Che vd., 2009).

Tatlı su ile deniz suyu, EM yayılımı açısından oldukça farklı özellikler gösterir. Bu fark, ortamın manyetik geçirgenliği, dielektrik geçirgenliği ve elektriksel iletkenliği gibi fiziksel parametrelerinden kaynaklanır. Tatlı su deniz suyuna göre düşük elektriksel iletkenliğe sahip olduğundan EM dalgalarının daha uzun mesafelerde yayılmasına olanak tanırken, deniz suyu yüksek elektriksel iletkenliği nedeniyle bu dalgaları daha fazla sönmüleyerek iletim

mesafesini sınırlar (Liebe vd., 1991). Elektrik ve manyetik alanlar arasında sürekli enerji dönüşümü yapan EM dalgalar, iletken bir ortam olan suda bu enerjiyi elektriksel kayıplara dönüştürerek dalganın hızla zayıflamasına neden olur. Düzlem dalga zayıflaması, frekans arttıkça hızla artar. Bu davranış, dalga boyu (λ), yayılma hızı (v) ve cilt derinliği gibi parametrelerle tanımlanabilir. Tatlı su için elektriksel iletkenlik $\sigma = 0.01$ S/m alınarak ve deniz suyu için $\sigma = 3.2\text{--}5.4$ S/m aralığında değerler kullanılarak yapılan hesaplamalarda, söz konusu parametrelerin frekansa göre değişimi aşağıdaki eşitlikler ile ifade edilir (Che vd., 2010):

$$\lambda = \frac{1}{\sqrt{F \sigma 10^{-7}}} \quad (1)$$

$$v = \frac{1}{\sqrt{\frac{F 10^7}{\sigma}}} \quad (2)$$

$$\delta = \frac{1}{2\pi\sqrt{F \sigma 10^{-7}}} \quad (3)$$

Burada λ (m) dalga boyunu, v (m/s) EM dalganın ortamdaki hızını, F (Hz) EM dalganın frekansını, σ (S/m) ortamın elektriksel iletkenliğini ifade eder.

Akustik dalgalar suda yaklaşık sabit bir hızla, yani 1500 m/s ile yayılırken, 10 kHz'in üzerindeki EM sinyaller bu hızdan yaklaşık 100 kat daha hızlı yayılmaktadır. Bu fark, komut gecikmesinin kritik olduğu gerçek zamanlı uygulamalarda önemli avantaj sağlar (Saini vd., 2017). Frekans ile dalga boyu arasındaki ters orantı, Eşitlik (1) ile açıkça ifade edilir. Bu ilişkiye göre, örneğin, 100 Hz frekansa sahip bir düzlem dalganın boşluktaki dalga boyu yaklaşık 3000 km iken, aynı frekansta deniz suyundaki dalga boyu yaklaşık 176 metreye düşer. Bu fiziksel gerçek, özellikle su altı algılama ve navigasyon sistemlerinde, düşük frekansların kullanımıyla daha uzun menzilli iletişimin ve daha yüksek çözünürlüğün sağlanmasına katkıda bulunur. Frekansın menzil üzerindeki etkisini göstermek amacıyla yayılan bir düzlem dalganın 100 dB zayıflaması için gereken mesafe aşağıda verilen eşitlik ifade edilir (Che vd., 2010):

$$\frac{20 \log_{10} \left(\frac{1}{e} \right)}{\delta} = \frac{100dB}{d} \quad (4)$$

Burada d ile gösterilen mesafe (m), EM dalganın suda yayılırken 100 dB’lik zayıflamaya uğraması için gereken mesafedir. Cilt derinliğini ifade eden δ (m) EM dalganın genliğinin, başlangıç değerinin $1/e$ (yaklaşık %37)’sine düştüğü derinliktir.

Su altında EM dalgaların yayılımı yalnızca ortamın iletkenliğiyle sınırlı değildir; sıcaklık, tuzluluk ve sinyal frekansı da bu davranış üzerinde belirleyici etkilere sahiptir. Sıcaklık arttıkça suyun elektriksel iletkenliği yükselir ve bu etki EM dalgalarının daha hızlı sönmelenmesine neden olur (Hayashi, 2004). Aynı şekilde, yüksek tuzluluğa sahip deniz suyu ortamları, iyonik iletkenlik açısından daha zengin olduğundan, EM dalgalarının daha kısa mesafelerde zayıflamasına neden olur. Buna karşılık, tatlı suda iyonik iletkenlik daha düşük olduğundan, sinyaller daha uzun mesafelere ulaşabilir. Ayrıca frekans arttıkça zayıflama da hızlandığı için, su altı kablosuz iletişimde kullanılacak frekans aralığı, ortamın sıcaklık ve tuzluluk profiline göre dikkatle belirlenmelidir (Somaraju ve Trumpf, 2006).

1.4. Literatür Taraması

Derin öğrenme, insan beyninin çalışma yapısından esinlenerek geliştirilen yapay sinir ağlarına dayalı bir makine öğrenmesi yöntemidir. Bu yöntem, verilerdeki karmaşık desenleri öğrenebilmek için çok katmanlı bir yapı kullanır; her katman, önceki katmanın çıktısını alarak yeni özellikler üretir ve bu şekilde ham veriden otomatik olarak anlamlı bilgiler elde edilir (Jena vd., 2022). Derin öğrenme mimarileri arasında en yaygın kullanılanlardan biri olan Convolutional Neural Network (CNN), özellikle görüntü sınıflandırma ve tanıma görevlerinde yüksek doğruluğu sayesinde öne çıkmıştır. İlk olarak 1998 yılında Yann Lecun ve arkadaşları tarafından geliştirilen bu yapı, zamanla çeşitli varyasyonlarla geliştirilerek daha etkili modeller ortaya konmuştur (Lecun vd., 1998). Bu mimarilerden biri olan SqueezeNet, derin öğrenme temelli, kompakt ve verimli bir CNN modelidir. SqueezeNet’in amacı, yüksek doğruluk sağlarken aynı zamanda parametre sayısını ve model boyutunu azaltmaktır. Bu model, küçük filtreler kullanarak ve ağ içinde boyut küçültme işlemlerini geciktirerek çalışır. Yapısının temelini oluşturan fire modülü, özellik çıkarımında etkinlik sağlayarak hesaplama yükünü en aza indirir (Jena vd., 2022).

Chauhan ve arkadaşları (2023), SAKOH sistemlerinde modülasyon sınıflandırması için derin öğrenme temelli bir yöntem önermiştir. Çalışmada, QPSK, 8PSK, 4QAM, 16QAM ve 64QAM modülasyon türlerine ait yıldız diyagramları, önceden özellik çıkarımı yapılmaksızın SqueezeNet CNN mimarisi ile sınıflandırılmıştır. Kanal modeli olarak sıcaklık ve tuzluluğa bağlı türbülans etkilerini temsil eden Gamma-Gamma dağılımı kullanılmıştır. -4 dB ile 12 dB arasında değişen 9 farklı Sinyal Gürültü Oranı (SGO) seviyesinde toplam 15795 yıldız diyagramı üretilmiş ve veriler %70 eğitim, %30 test olarak ayrılmıştır. -4 dB’de 64QAM için doğruluk %49.5’e kadar düşerken, QPSK için %80 ve 8PSK için %72.4 seviyesinde kalmıştır. SGO 8 dB olduğunda doğruluk QPSK’da %100, 64QAM’da %91 olmuştur. Tüm modülasyon türlerinde %100 doğruluk 12 dB seviyesinde elde edilmiştir. SGO arttıkça sınıflandırma doğruluğunun belirgin şekilde yükseldiği rapor edilmiştir (Chauhan vd., 2023).

Benzer bir çalışma Bisla ve arkadaşları (2024) tarafından SAKOH sistemlerinde modülasyon sınıflandırması için SqueezeNet mimarisi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Çalışmada, QPSK, 8PSK, 4QAM, 16QAM ve 64QAM modülasyon türlerine ait yıldız diyagramları oluşturulmuş ve sınıflandırmada kullanılmıştır. İletişim sinyali 532 nm dalga boyunda mavi-yeşil lazerle üretilmiş; kanal etkileri Gamma-Gamma dağılımı ile modellenmiş ve alıcı-verici mesafesi 50 metre olarak belirlenmiştir. -2 dB ile 14 dB arasında değişen SGO seviyelerinde toplam 18045 yıldız diyagramı üretilmiş, eğitim ve test için ayrılmıştır. -2 dB SGO seviyesinde doğruluk 64QAM için %52, QPSK için %77 olarak ölçülmüş; 12 dB seviyesinde ise QPSK’da %100, 64QAM’da %91 doğruluk elde edilmiştir. SGO arttıkça yıldız diyagramlarındaki örüntüler belirginleşmiş ve sınıflandırma başarısı tüm modülasyon türlerinde artmıştır (Bisla vd., 2024).

Modülasyon sınıflandırmasını SAKOH sistemlerinde deneysel olarak inceleyen He ve arkadaşları (2024); DCO-OFDM, ACO-OFDM ve PAM modülasyon türlerini kullanmıştır. Zaman alanındaki sinyalin frekans dağılımını özetleyen histogramlar sınıflandırma girdisi olarak kullanılmış ve karar ağacı, K-Nearest Neighbors (KNN), Support Vector Machine (SVM) ve CNN algoritmaları ile sınıflandırma yapılmıştır. Optik sinyaller 1 GHz bant genişliğine sahip kırmızı VCSEL ile üretilmiş, su içi kanalında 2 metre mesafeden iletilmiş ve Menlo Systems APD210 fotodedektör ile alınmıştır. %80 eğitim ve %20 test verisiyle yapılan sınıflandırmada, SGO 6.3 dB’yi aştığında tüm algoritmalar %95 üzeri doğruluk sağlamış, SVM algoritması ise 10.2 dB seviyesinde %99.62 doğruluğa ulaşmıştır. Sembol

sayısı artırıldığında düşük SGO seviyelerinde bile doğruluk %94'ten %100'e çıkarken, histogram bin sayısındaki değişim anlamlı bir etkide bulunmamıştır (He vd., 2024).

Meta öğrenme, bir modelin sadece belirli bir görevi değil, nasıl öğrenileceğini de öğrenmesini sağlayarak yeni görevleri daha hızlı ve başarılı şekilde öğrenmesine imkân tanır (Yuan ve Zou, 2018). Zhang ve arkadaşları (2020), SAKOH sistemlerinde modülasyon tanıma için meta öğrenme tabanlı az örnekli bir sınıflayıcı önermiştir. Çalışmada, 15 farklı modülasyon türüne ait yıldız diyagramları gri tonlamalı 28×28 piksel görüntülere dönüştürülerek CNN tabanlı modele doğrudan giriş yapılmıştır. Sistem hem simülasyon hem de fiziksel deney ortamında test edilmiştir. Simülasyonda 445 nm dalga boyunda GaN tabanlı mikro-LED ile OFDM sinyalleri iletilmiş, 80 m mesafeli berrak okyanus suyu ortamı Beer-Lambert yasası ve log-normal türbülans modeli ile temsil edilmiştir. Deneysel doğrulamada ise 2.3 m uzunluğunda su tankı kullanılmış ve sonuçların sayısal verilerle uyumlu olduğu görülmüştür. Sınıflandırma doğruluğu 6-15 dB SGO aralığında değerlendirilmiş, veri artırma uygulanmadan 6 dB'de %83.6, veri artırma ile %95.85 doğruluk elde edilmiştir. Ayrıca sadece iki örnekle yapılan sınıflamada 12 dB SGO seviyesinde %95.23 doğruluk ve klasik yöntemlere göre %23 daha kısa eğitim süresi rapor edilmiştir (L. Zhang vd., 2020).

Zayed ve arkadaşları (2024), SAKOH sistemlerinde modülasyon sınıflandırmasını benzetim ortamında incelemiş ve 64-QAM ile 32-PSK modülasyon türlerine odaklanmıştır. Sinyallerin yıldız diyagramları oluşturularak CNN modeline giriş verilmiş, her modülasyon için 313 adet 224×224 piksel çözünürlüğünde görüntü üretilmiştir. Görüntüler filtreleme, normalizasyon ve segmentasyon işlemlerinden geçirilmiş; veri artırma amacıyla rotasyon ve kaydırma uygulanmıştır. Üç evrişim ve max-pooling katmanı içeren CNN modelinde ikili sınıflama için sigmoid aktivasyon kullanılmış ve model, 50 epoch sonunda %100 test doğruluğuna ulaşmıştır. 5 katlı çapraz doğrulama doğruluğu ise %99.8 olarak rapor edilmiştir. Kanal modeli Beer-Lambert yasasına ve log-normal türbülans modeline dayanmış; berrak okyanus suyu koşulları esas alınmıştır. Çalışmada LED ve lazer diyot kaynakları ile PIN ve APD fotodedektörler kullanılmış, sistem 0–30 dB SGO aralığında test edilmiştir. CNN modeli, manuel öznitelik çıkarımı yapılmaksızın yüksek doğrulukla sınıflandırma başarısı göstermiştir (Zayed vd., 2024).

Literatürde yer alan çalışmalarda modülasyon sınıflandırması için genellikle hazır derin öğrenme mimarileri (CNN, SqueezeNet) kullanılmış ve sınıflandırma başarıları çoğunlukla gerçek hayatta karşılaşılmaması zor olan yüksek SGO seviyelerinde elde edilmiştir. Bu çalışmalardan farklı olarak, önerilen yöntemde sinyallerin öznitelikleri Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) ile çıkarılmış ve ardından en iyi öznitelikler Genetik Algoritma (GA) kullanılarak seçilmiştir. Böylece, sınıflandırma süreci yalnızca hazır bir modelin eğitime dayanmadan, sinyalin zamansal ve frekans bileşenlerini temsil eden özniteliklerin optimizasyonu üzerine kurulmuş ve makine öğrenmesi algoritmaları ile gerçekleştirilmiştir. Bu yaklaşım, düşük SGO seviyelerinde dahi daha sağlam ve yorumlanabilir bir sınıflandırma performansı elde edilmesine olanak sağlamaktadır.



2. SU ALTI KABLOSUZ OPTİK HABERLEŞME

Optik ışığın su altındaki yayılımı, elektromanyetik spektrumun görünür bölgesinde yer alan yaklaşık 400–700 nm dalga boylarındaki ışığın su içerisindeki yayılımı olarak tanımlanabilir ve farklı su kütlelerinin fiziksel ve kimyasal özelliklerinin büyük çeşitlilik göstermesi nedeniyle oldukça karmaşık bir süreçtir (Kaushal ve Kaddoum, 2016). Tezin kalanında ışık, EM spektrumun görünür bölgesindeki ışık anlamında kullanılacaktır. Jerlov sınıflandırması, deniz suyunun farklı türlerinden geçen güneş ışığının dikey olarak zayıflama (emilim ve saçılma) miktarına göre kategorize eden bir sınıflandırma sistemidir (Aas vd., 2013) .

Saf deniz suyunda ışığın yayılımı, suyun içeriğinde askıya alınmış parçacıkların bulunmaması nedeniyle daha doğrusal olurken; kırmızı ışık gibi uzun dalga boyları daha hızlı emilir. Bu tür sularda emilim, dalga boyuna bağlı olarak artan bir faktördür (Smith ve Baker, 1981). Berrak okyanus sularında, çözünmüş tuzlar ve organik maddelerin konsantrasyonu yüksek olduğundan ışığın zayıflaması artar ve Jerlov sınıflandırmasına göre Tip I-III arasında değerlendirilir. Kıyı okyanus suları ise daha fazla askıda madde içerdiğinden daha bulanıktır ve ışık yayılımını sınırlar. Liman sularında ise çözünmüş ve askıya alınmış maddelerin yoğunluğu en yüksektir, bulanıklıkları daha fazladır. Bu nedenle ışığın su içinde yayılması büyük oranda sınırlanır (Apel, 1999).

Suyun ışıkla olan etkileşimi, su ortamında ışığın yayılımını, soğurulmasını ve saçılmasını belirleyen iki temel optik özellik grubu çerçevesinde incelenmektedir (Bi vd., 2023).

- a) Doğal optik özellikler
- b) Görünür optik özellikler

Doğal optik özellikler yalnızca ortamın içsel yapısına, yani su içerisinde bulunan çözünmüş tuzlar, organik maddeler ve askıda bulunan parçacıklara bağlıdır. Bu gruba dahil olan başlıca parametreler; ışığın su ortamında ne ölçüde emildiğini tanımlayan emilim katsayısı ($a(\lambda)$), ışığın parçacıklarla etkileşerek yön değiştirmesini tanımlayan saçılım katsayısı ($b(\lambda)$), bu iki etkinin toplamı olan zayıflama katsayısı ($c(\lambda)$) ve ışığın farklı yönlerde ne şekilde saçıldığını belirten hacimsel saçılma fonksiyonudur (Volume Scattering Function ,VSF) (Dewkurun vd., 2008). Doğal optik parametreler, su altı kablosuz optik haberleşme (SAKOH) sistemlerinin bağlantı bütçesi hesaplamalarında ve performans analizlerinde kritik rol

oynamaktadır. Öte yandan, görünür optik özellikler yalnızca ortamın bileşimiyle sınırlı olmayıp, ışığın geliş geometrisiyle (örneğin paralel veya difüz ışık) de ilişkilidir. Bu özellikler, özellikle su yüzeyine yakın bölgelerde çevresel ışık seviyelerinin değerlendirilmesi ve yönsel ışık davranışlarının analiz edilmesinde kullanılır (Spinrad vd., 1994). **Görünür optik özellikler**, su içerisinde bulunan fitoplankton, çözünmüş organik maddeler ve askıda katı maddeler gibi bileşenlerin miktarına bağlı olarak değişiklik gösterir. Bu bileşenler, ışığın emilim ve saçılımını etkileyerek, optik ışığın yayılımında ve iletişim performansında etkili olurlar (Kong Jinling vd., 2011). Deniz suyu zayıflama katsayısı, suyun barındırdığı çözünmüş ve partikül maddelerin türü ile deniz suyunun yoğunluğuna bağlı olarak kütlenin genelinde geniş ölçüde farklılıklar göstermektedir. Bu maddeler, deniz suyunun optik özelliklerini doğrudan etkileyen başlıca bileşenlerdir (Johnson vd., 2013). Optik bileşenler; saf su, tuzlulukla ilişkili çözünmüş inorganik tuzlar, sarı renkli çözünmüş organik maddeler, fitoplankton, bakteriler ve diğer partikül organik maddelerden oluşur. Sarı renkli çözünmüş organik maddeler doğal süreçlerle su kütlesinde oluşabileceği gibi, karasal yüzey akıntılarıyla taşınarak özellikle nehir, göl ve kıyı bölgelerinde yüksek konsantrasyonlara ulaşır. Fitoplanktonlar deniz ekosisteminin temel üreticileri olup, optik özelliklere en çok klorofil içerikleriyle etki ederler. Ölü fitoplanktonlar, zooplankton dışkıları ve bunların kümelenmiş yapıları ise "deniz karı" olarak adlandırılır ve özellikle öfotik zon altında ışık yayılımını önemli ölçüde etkiler (Alldredge ve Silver, 1988).

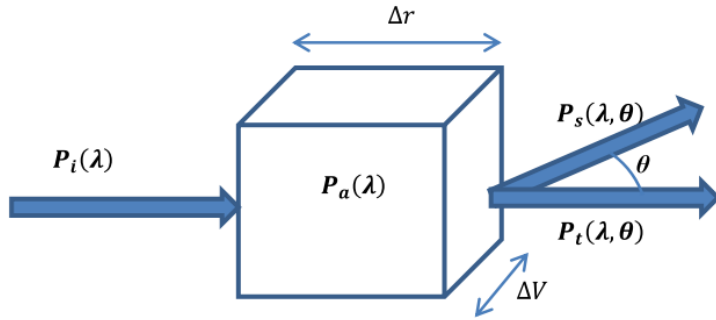
2.1.Su Altı Kablosuz Optik İletişimi Etkileyen Önemli Faktörler

Çeşitli fiziksel ve çevresel faktörler, SAKOH sistemlerinin performansını önemli ölçüde etkiler. Bu faktörler arasında ışığın su içinde yayılımını doğrudan etkileyen emilim ve saçılım, en temel zayıflama mekanizmalarını oluşturur (Spagnolo vd., 2020). Ayrıca, türbülans nedeniyle ışık ışınları yön değiştirerek sinyal bütünlüğünü bozabilir (Afifah vd., 2021). Bu bölümde SAKOH sistemlerinde iletişimi etkileyen faktörler ayrıntılı olarak incelenecektir.

2.1.1. Emilim ve saçılım

Tezin araştırma konusu olan SAKOH sistemlerinde ışığın yayılımını sınırlandıran başlıca faktörlerden emilim, ışığın ortamda bulunan su molekülleri ve çözünmüş maddeler tarafından soğurularak ısıya veya kimyasal enerjiye dönüşmesi sürecidir. Bu etki, özellikle

ışığın dalga boyuna bağlı olarak değişir ve mavi-yeşil aralığında (yaklaşık 400–550 nm) minimum seviyededir (Jerlov, 1976). Saçılma ise ışığın su altı ortamında bulunan molekül ve partiküllerle etkileşime girerek yayılım yönünün değişmesidir. Bu etkileşimler, ışığın su içerisinde doğrusal yayılımını bozarak enerji dağılımını ve optik iletişim performansını doğrudan etkiler (W. C. Jr. Cox, 2008).



Şekil 2.1. Doğal optik özelliğin geometrisi (Mobley, 1994)

Bu iki mekanizmanın etkilerini anlamak amacıyla, kalınlığı Δr ve hacmi ΔV ile temsil edilen bir geometrik su kütlesi modeli Şekil 2.1’te gösterilmektedir. Bu modele göre, dalga boyu λ olan yönlendirilmiş bir ışık ışını, hacimsel su ortamına yöneltilmektedir. Işığın belirli bir kısmı su tarafından emilerek kaybolur. Emilen enerji bileşeni $P_a(\lambda)$ ile gösterilir. Bir diğer kısmı ortamda yer alan çözünmüş ya da askıdaki parçacıklarla etkileşerek saçılır ve bu enerji bileşeni ise $P_s(\lambda)$ ile tanımlanır. Bu iki durum dışında kalan ve yani ortamdan etkilenmeden geçen ışık ise $P_t(\lambda)$ ile ifade edilir. Enerji korunumu ilkesi gereği, bu üç bileşen arasındaki ilişki aşağıda verilen eşitlikle ifade edilir (Kaushal ve Kaddoum, 2016):

$$P_i(\lambda) = P_a(\lambda) + P_s(\lambda) + P_t(\lambda) \quad (5)$$

Burada $P_i(\lambda)$ sisteme giren toplam ışık gücünü temsil etmektedir. Sistemin temel optik parametrelerini tanımlamak amacıyla, emilim katsayısı $A(\lambda)$ ve saçılım katsayısı $B(\lambda)$, sırasıyla emilen ve saçılan güçlerin gelen ışık gücüne oranı olarak tanımlanır ve sırası ile aşağıdaki eşitliklerle gösterilir (Kaushal ve Kaddoum, 2016).

$$A(\lambda) = \frac{P_a(\lambda)}{P_i(\lambda)} \quad (6)$$

$$B(\lambda) = \frac{P_s(\lambda)}{P_i(\lambda)} \quad (7)$$

Emilim ve saçılım katsayıları, kalınlık Δr sonsuz küçük hale gelirken limit değerine yakınsanarak bulunur ve aşağıdaki eşitliklerle ile gösterilir (Kaushal ve Kaddoum, 2016):

$$a(\lambda) = \lim_{\Delta r \rightarrow 0} \frac{\Delta A(\lambda)}{\Delta r} = \frac{dA(\lambda)}{dr} \quad (8)$$

$$b(\lambda) = \lim_{\Delta r \rightarrow 0} \frac{\Delta B(\lambda)}{\Delta r} = \frac{dB(\lambda)}{dr} \quad (9)$$

Suyun altında toplam zayıflama $c(\lambda)$, zayıflama katsayısı ile ifade edilebilir. Bu katsayı, emilim (a) ve saçılma (b) katsayılarının toplamı olarak aşağıda verilen eşitlikle ifade edilir (C. D. Mobley, 1994):

$$c(\lambda) = a(\lambda) + b(\lambda) \quad (10)$$

Kaliforniya Üniversitesi bünyesinde faaliyet gösteren Görünürlük Laboratuvarı tarafından, yürütülen “Seçilmiş Okyanus Suları için Hacimsel Saçılma Fonksiyonları” başlıklı çalışmada, seçilmiş bazı okyanus sularına ait hacimsel saçılma fonksiyonları hem laboratuvar ortamında hem de yerinde yapılan deneysel ölçümlerle belirlenmiştir. Bu çalışma kapsamında kullanılan üç farklı su tipine ilişkin olarak elde edilen emilim katsayısı $a(\lambda)$, saçılma katsayısı $b(\lambda)$ ve zayıflama katsayısı $c(\lambda)$ değerleri, Çizelge 2.1’de sunulmaktadır (Petzold, 1972).

Çizelge 2.1. Emilim ve saçılım katsayılarının tipik değerleri (Petzold, 1972)

Su Tipi	$a(m^{-1})$	$b(m^{-1})$	$c(m^{-1})$
Temiz Okyanus	0.114	0.037	0.151
Kıyı Okyanus	0.179	0.220	0.339
Bulanık Liman	0.366	1.829	2.195

Çizelge 2.1. den bulanık liman sularında ışığın yayılması, berrak deniz veya temiz okyanus sularına kıyasla çok daha zor olduğu görülmektedir. Deniz suyundaki toplam emilim; su

molekülleri, askıda bulunan inorganik parçacıklar ve çözünmüş tuzlar gibi inorganik bileşenlerden kaynaklanan içsel emilimi yanı sıra, organik maddelerin etkisini de içerir. Dolayısıyla liman sularında emilimin daha fazla olması bu nedenledir (Jerlov, 1976).

2.1.2. Türbülans

Türbülans, SAKOH sistemlerinde sinyal kalitesini düşüren önemli fiziksel etkenlerden birisidir (Tong vd., 2025). Bu etki, su altı ortamındaki yoğunluk, sıcaklık ve tuzluluk gradyanlarına bağlı olarak değişen kırılma indisi nedeniyle oluşur. Kırılma indisi dalgalanmaları, alıcıda rastlantısal ışık yoğunluğu değişimlerine yol açar. Literatürde kıprasma (scintillation) olarak bilinen bu olgu; zayıflama, faz bozulması ve çok yollu yayılım gibi etkilerle optik sinyallerin bütünlüğünü bozar ve haberleşme performansını düşürür (Liu, Xu, vd., 2015).

Su altı ortamı, serbest uzay optik sistemlerine kıyasla daha dinamik ve heterojen olduğundan, henüz standartlaşmış bir türbülans modeli bulunmamaktadır. Bununla birlikte, fiziksel mekanizma benzerliğinden dolayı Kolmogorov spektrumu su altı ortamı için de uyarlanabilir niteliktedir. Atmosferde yaygın olarak kullanılan Kolmogorov türbülans spektrumu su altı ortam aşağıda verilen eşitlikle ifade edilir (Hou, 2009):

$$\Phi_n(K) = K_3 K^{-11/3} \quad (11)$$

Burada $K_3 (=X\varepsilon^{-1/3})$ ifadesi, serbest uzay optik iletişimindeki C_n^2 parametresine benzer bir parametredir ve su altındaki optik türbülansın şiddetini yansıtır. Diğer değişkenler, kırılma indisi $\Phi_n(K)$, flüktüasyonlarının spektral yoğunluğudur. X , sıcaklık veya tuzluluk değişkenliklerinin dağılma oranıdır; ε , kinetik enerji dağılma oranıdır, (doğal sularda tipik olarak 10^{-3} ile $10^{-11} \text{ m}^2 \text{ s}^{-3}$ arasında değişir); K , skaler uzaysal frekanstır (rad/m).

Bir dalganın tutarlılık uzunluğu, dalganın faz tutarlılığını koruyarak yayılabildiği mesafedir (Max Born ve Emil Wolf, 1999). Alınan yoğunluk dalgalanmaları, optik lensin açıklık boyutunun ışığın tutarlılık uzunluğundan büyük olması nedeniyle açıklık ortalaması etkisi sonucu log-normal dağılım ile temsil edilir. Log-normal dağılımın olasılık yoğunluk fonksiyonu aşağıdaki eşitlikle verilir (Liu, Xu, vd., 2015):

$$f_I(I) = \frac{1}{I\sqrt{2\pi\sigma_I^2}} \exp \left\{ -\frac{(\ln(\frac{I}{I_0} + \sigma_I^2/2))^2}{2\sigma_I^2} \right\} \quad (12)$$

Burada I , ışık yoğunluğunu (W/m^2) I_0 , alınan ortalama ışık yoğunluğunu (W/m^2) ve σ_I^2 , türbülans şiddetini gösteren ve eşitlik 13 ifade edilen ışıltı indeksidir (Liu, Xu, vd., 2015):

$$\sigma_I^2 = \frac{\langle I^2 \rangle - \langle I \rangle^2}{\langle I \rangle^2} = \frac{\langle I^2 \rangle}{\langle I \rangle^2} - 1 \quad (13)$$

Burada I , dedektör düzlemindeki herhangi bir noktadaki yoğunluğu ifade eder ve $\langle \cdot \rangle$ sembolü topluluk ortalamasını temsil eder.

Emilim, saçılım ve türbülans faktörlerini birlikte modelleyen ve tek giriş-çok çıkış mimarisi kullanan bir kanal modeli (Liu, Xu, vd., 2015) tarafından önerilmiş, kanalın Bit Hata Oranının (BHO) Monte Carlo (MC) benzetimleri ile hesaplanmıştır. Birden fazla alıcı kullanmanın sinyaldeki bozulmaları azaltılabileceğini ve daha uzak mesafelerle iletişim kurulmasını sağlayabileceğini göstermişlerdir. Benzetim sonuçları, tek giriş-tek çıkış (Single Input Single Output, SISO) sistemle karşılaştırılmış, hedeflenen BHO ulaşması için, gerekli sinyal gürültü oranının (SGO) 15 dB'den fazla azalma ve iletişim mesafesinde 30 metreden fazla artış elde edilebileceğini gösterilmiştir.

2.1.3. Alıcı ve vericinin hizalaması

Su altı akıntılar, araç hareketleri ya da türbülans gibi faktörler SAKOH sistemlerinde hizalamayı bozabilir. Bu nedenle, optik bağlantının kesintisiz sürdürülebilmesi için ışının doğru yönlendirilmesi (işaretleme) ve sürekli olarak alıcıya odaklı kalması (izleme) gerekir (F. Yang vd., 2014). Yönlendirme hataları SAKOH sistemlerde temel olarak iki nedenden kaynaklanır (Saeed vd., 2019).

- a) Verici ve alıcı arasındaki sabit kaymadan kaynaklı
- b) Işığın alıcı düzleminde rastgele titreşiminden kaynaklı

Sabit kayma hatası, verici optik ışının eksenini ile alıcının optik merkezinin sürekli ve sistematik bir şekilde hizalanmamış olmasından kaynaklanır. **Titreşim hatası** ise, optik

ışının alıcı düzleminde zamanla rastgele ve sürekli olarak titreşmesi ya da konumunun değişmesi sonucu meydana gelir (F. Yang vd., 2014). Hizalama hatalarının etkisini nicel olarak incelemek için ışın yayılım fonksiyonu kullanılır. Bu fonksiyon, ışının alıcı düzleminde nasıl yayıldığını ve ortamın bu yayılım üzerindeki etkilerini dikkate alır. Işın yayılım fonksiyonu, aşağıdaki eşitlik ile ifade edilir (Cochenour vd., 2008; Kaushal ve Kaddoum, 2016):

$$BSF(L, r) = E(L, r) \exp(-cL) \int_0^\infty E(L, v) \exp(-cL) \left\{ \exp \left[\int_0^L b \tilde{\beta}(v(L-z)) dz \right] - 1 \right\} J_0(vr) v dv \quad (14)$$

Burada $E(L, r)$ ışının alıcı düzlemindeki uzaysal dağılımını, v ışının uzamsal frekans bileşenini, L verici ile alıcı arasındaki mesafeyi, r alıcı düzleminde ışın merkezi ile alıcı merkezi arasındaki uzaklığı, c zayıflama katsayısını, b saçılma katsayısını, $\tilde{\beta}$ saçılma faz fonksiyonu ve $J_0(vr)$ sıfırıncı dereceden Bessel fonksiyonunu ifade eder.

Işın yayılım fonksiyonu (14), ortamda saçılma ve zayıflamanın ışığın alıcıya ulaşmasındaki etkisini detaylı olarak yansıtır. Su türüne bağlı olarak yönlendirme gereksinimi de değişir; berrak sularda optik ışın dar bir doğrultuda ilerlediği için yönlendirme daha hassas olmalıdır. Ancak bulanık sularda ışık saçıldığı için yönlendirme gereksinimi daha azdır. Örneğin, 3°'lik bir hizalama hatasının alıcıdaki sinyali yaklaşık 100 kat azalttığı rapor edilmiştir (Sanchez ve McCormick, 2002).

2.1.4. Arka plan gürültüsü

Su altı iletişim kanalından kaynaklanan gürültüler, SAKOH sistemlerinin iletişim performansını sınırlayan en önemli faktörlerden biri olarak değerlendirilmektedir (Giles ve Bankman, 2005). Arka plan gürültüsü (APG), su yüzeyinden kırılarak gelen güneş ışığı ile ortamın kara cisim ışımasından kaynaklanmakta olup özellikle sıg ve aydınlık ortamlarda SGO'yu önemli ölçüde düşürmektedir. Vektörel Radyatif Transfer Teorisini model alan arka plan gürültü gücü aşağıdaki eşitlik ile ifade edilir (Jaruwatanadilok, 2008):

$$P_{Arka Plan} = P_{Güneş} + P_{Kara Cisim} \quad (15)$$

Burada P_{Gunes} güneş ışınları kaynaklı gürültüyü, $P_{Kara\ Cisim}$ ise kara cisim kaynaklı gürültüyü ifade eder. APG'nin varyansı ise aşağıdaki eşitlik ile ifade edilir:

$$\sigma_{Gunes}^2 = 2q\eta P_{Gunes} B \quad (16)$$

Burada: q Elektron yükü, η Dedektörün kuantum verimi, P_{Gunes} toplam arka plan gücü ve B elektronik bant genişliğidir. Eşitlik (16)'daki güneş ışınlarından kaynaklı APG gücü, P_{Gunes} aşağıdaki eşitlik ile ifade edilir (Giles ve Bankman, 2005):

$$P_{Gunes} = A_R (\pi FOV)^2 \Delta \lambda T_F L_{Gunes} \quad (17)$$

Burada: A_R Dedektör açıklık alanını, $(\pi FOV)^2$ görüş alanı faktörünü, $\Delta \lambda$ optik filtre bant genişliğini, T_F optik filtre geçirgenliğini ve L_{Gunes} güneş radyansını (W/m^2) ifade eder. Güneş radyansı L_{Gunes} aşağıdaki eşitlik ile tanımlanır (Giles ve Bankman, 2005):

$$L_{Gunes} = \frac{ER L_f \exp(-Kd)}{\pi} \quad (18)$$

Burada E düşey yönlü gelen güneş ışıması (W/m^2), R Su altındaki bu ışımanın yansım oranını, L_f , Su altı radyansının yön bağımlılık faktörünü, K difüzyon zayıflama katsayısını ve d derinliği ifade eder. 532 nm dalga boyu için örnek değerler şöyledir:

$$E = 1440(W/m^2), R = 1.25\% \text{ ve } L_f = 2.9 \text{ (Yatay yön için)}$$

Kara cisim ışıması, bir cismin yalnızca sıcaklığına bağlı olarak yaydığı EM ışımasını ifade eder. İdeal kara cisimler, üzerine düşen tüm radyasyonu tamamen soğurarak, belirli bir sıcaklıkta maksimum seviyede ve karakteristik bir spektrumda ışıma yaparlar (Waduge vd., 2024). Kara cisim ışıması SAKOH sistemlerinde özellikle APG'nin oluşmasında kritik bir rol oynar. Su altı kanalında bulunan doğal nesneler (örneğin su molekülleri, organizmalar, sistem bileşenleri), sıcaklıklarına bağlı olarak kızılötesi ve görünür bölgelerde ışıma yayar. Yayılan ışıma, haberleşme sinyaline karışarak SGO'yu düşürebilir ve algılayıcıların performansını etkileyebilir (Kaushal ve Kaddoum, 2016). Kara cisim ışıması, SAKOH

sistemlerinin tasarımında dikkate alınması gereken temel bir fiziksel etken olup, kara cisimden kaynaklı APG aşağıdaki eşitlik ile hesaplanır (Waduge vd., 2024):

$$P_{Kara\ Cisim} = \frac{2hc^2\alpha \times FovFac \times A_R T_A T_F \Delta\lambda}{\lambda^5 \left[\exp\left(\frac{hc}{\lambda kT}\right) - 1 \right]} \quad (19)$$

Burada $h = 6.62607015 \times 10^{-31} J/s$ planck sabiti, $c = 2.25257 \times 10^8 m/s$ ışığın sudaki hızı, $\alpha = 0.5$ emilim katsayısı, $FovFac$ görüş alanı faktörü, A_R dedektör açıklık alanı, $T_A = \exp(-\tau_0)$ suyun iletimi, T_F optik filtre geçirgenliği, $\Delta\lambda$ optik bant geçirgenliği, λ dalga boyu, k Boltzmann sabitini ve T ortamın kelvin cinsinden sıcaklığını gösterir.

Karanlık akım gürültüsü, fotodedektörlerin karanlıkta, yani ışık almadan ürettiği ve elektriksel akımın neden olduğu bir gürültü türüdür. Bu gürültü, özellikle düşük ışık seviyelerinde çalışan sistemlerde SGO'yu düşürerek algılama hassasiyetini olumsuz etkileyebilir. Varyansı aşağıdaki formül ile ifade edilir (Kanbe vd., 1981):

$$\sigma_{Karanlık\ Akım}^2 = 2qI_{DC}B \quad (20)$$

Burada q elektron yükünü, $I_{DC} = 1.266 \times 10^{-9} A$ karanlık akım değerini, B ise bant genişliğini ifade eder.

Termal Gürültü, elektronik bileşenlerdeki dirençlerin sıcaklık nedeniyle oluşturduğu rastgele elektron hareketlerinden kaynaklanmakta olup sıcaklık ve yük direnciyle doğru orantılıdır ve aşağıda verilen eşitlik ile hesaplanır (Majleseini vd., 2018):

$$\sigma_{Termal}^2 = \frac{4kT_e FB}{R_L} \quad (21)$$

Burada $k = 1.38 \times 10^{-23} J/K$ Boltzmann sabiti, T_e Eşdeğer sıcaklık (K), F Sistem gürültü katsayısı, B bant genişliği ve R_L yük direncidir.

Son olarak, **akım vuruş gürültüsü**, optik sinyalin dedektöre ulaşmasıyla ortaya çıkan ve fotonların gelişi sırasındaki istatistiksel rastlantısallıktan kaynaklanan bir gürültü türüdür; bu bileşen özellikle sinyal varlığında belirginleşir (Manor ve Arnon, 2003):

$$\sigma_{Akım Vuruş}^2 = 2q\Re P_s B \quad (22)$$

Burada q elektron yükünü, P_s Alınan optik sinyal gücü (Watt), $\Re$ Fotodedektörün sorumluluğunu, B ise bant genişliğini verir ve bu durumda toplam gürültü varyansı aşağıdaki eşitlik ile verilir (Jaruwatanadilok, 2008):

$$\sigma_{Toplam}^2 = \sigma_{Termal}^2 + \sigma_{Kara Cisim}^2 + \sigma_{Karanlık Akım}^2 + \sigma_{Akım Vurus}^2 \quad (23)$$

Burada toplam gürültü varyansı, gürültünün güç spektrumuna karşılık gelir ve bit iletim benzetimlerinde kullanılabilir (Jaruwatanadilok, 2008). Bu tez kapsamında kullanılan APG beyaz gauss gürültüsü olarak iletişim kanalına eklenecektir.

2.1.5. Çok yollu girişim

Çok yollu girişim (ÇYG) tıpkı akustik iletişimde olduğu gibi SAKOH sistemlerinde de önemli bir sorundur (Qadar vd., 2018). Bu sorun, optik sinyalin dedektöre ulaşmadan önce çeşitli engellere çarparak saçılması ya da suyun yüzeyi ve tabanı gibi farklı yüzeylerden yansması sonucunda meydana gelir. Sinyalin farklı yollar üzerinden dedektöre ulaşması, dedektörde birden fazla gecikmeli sinyalin aynı anda algılanmasına neden olur (Elwi, 2017). Sonuç olarak, zaman yayılımı ortaya çıkar ve sinyallerin üst üste binmesi nedeniyle semboller arası girişim (SAG) oluşur ve alıcıda sembollerin doğru şekilde ayrıştırılması zorlaşır (Qadar vd., 2020). Ancak burada önemli bir fark vardır: Işık, akustik dalgalara göre çok daha hızlı yayılır ve bu nedenle, SAKOH sistemlerde ÇYG etkisi, akustik sistemlere göre genellikle daha az hissedilir. Yani, aynı çevresel koşullarda optik sinyallerin çok yollu yayılımından dolayı bozulması daha sınırlıdır (Kaushal ve Kaddoum, 2016). Kullanılan sistemin teknik özelliklerine (örneğin verici ve alıcının optik parametreleri) ve sinyalin yayıldığı su ortamına bağlı olarak ÇYG'nin şiddeti değişir. Sığ sularda, ışık demetleri su yüzeyine veya deniz tabanına çarparak yansır ve bu yansımalar dedektöre ulaşarak çoklu sinyaller oluşturur (Jerlov, 1976). Bu durum, özellikle kısa mesafeli ve yüzeye yakın uygulamalarda ÇYG'yi artırabilir. Buna karşın, derin okyanuslarda su yüzeyine ve taban yüzeyine olan mesafe oldukça fazla olduğundan, bu yüzeylerden gelen yansımaların dedektöre ulaşma olasılığı daha az veya bu yansımalar çok zayıf kalır. Bu nedenle, derin sularda ÇYG etkisi genellikle ihmal edilebilir düzeydedir (Hanson ve Radic, 2008).

Tez kapsamında çok yollu girişim teorik olarak ele alınmış ancak benzetim aşamasında dikkate alınmamıştır. Bunun iki temel nedeni vardır: Birincisi, kullanılan Beer-Lambert kanal modelinin saçılma etkisini yalnızca enerji kaybı şeklinde temsil etmesi ve çok yollu bileşenleri ayrı bir girişim kaynağı olarak modellememesi; ikincisi ise iletişim ortamı olarak varsayılan berrak okyanus suyunun düşük saçılım ve yansıtıcılık özellikleri nedeniyle çok yollu girişimin ihmal edilebilir düzeyde olmasıdır (Hanson ve Radic, 2008). Bu nedenle, benzetimlerde yalnızca doğrudan yol bileşenine odaklanmıştır.

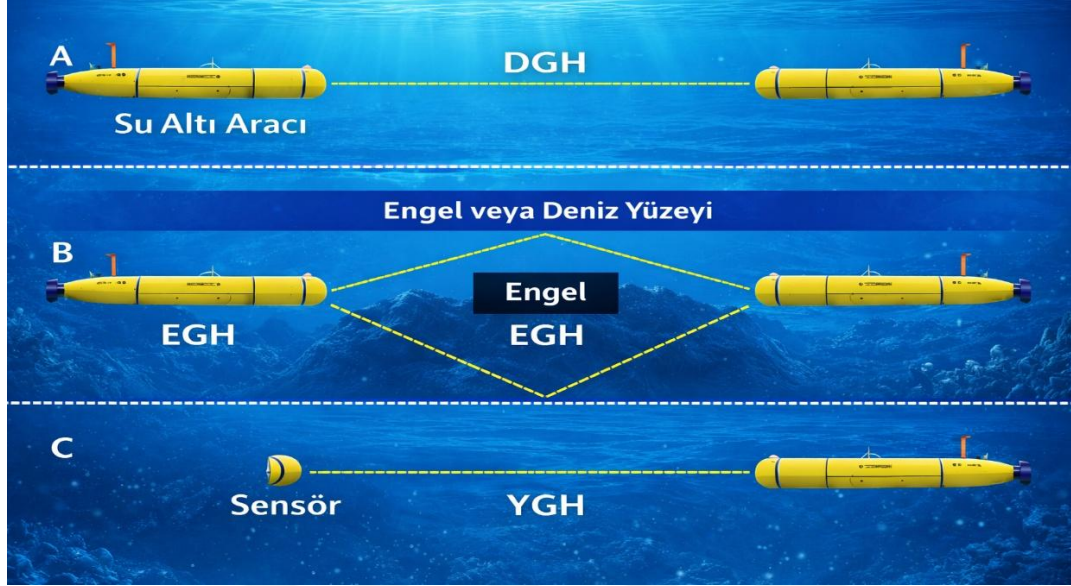
2.2. Su Altı Kablosuz Optik Bağlantı Konfigürasyonları

Su altı kablosuz optik iletişim sistemlerinde bağlantı türleri, verici ve alıcının birbirine göre konumları, yönelimleri ve ortam içindeki yerleşimleri dikkate alınarak sınıflandırılmakta; bu yapılandırmalar, ışığın iletim yolu, bağlantı kararlılığı ve sistem verimliliği üzerinde doğrudan belirleyici rol oynamaktadır. Yaygın olarak kullanılan üç temel yapılandırma türü, doğrudan görüş hattı, endirekt görüş hattı ve geri yansıtıcı görüş hattıdır. Her bir bağlantı yapılandırması, su altı ortamındaki bulanıklık düzeyi, parçacık yoğunluğu, iletim mesafesi, hedeflenen uygulama (örneğin kısa mesafeli sensör iletişimi ya da uzun menzilli veri aktarımı) ve sistemin yönlendirme hassasiyeti gibi çevresel ve operasyonel faktörlere bağlı olarak kendine özgü avantajlar ve sınırlamalar sunmakta; bu durum yapılandırma tercihini doğrudan etkilemektedir. Bu bağlantı türleri, temel olarak alıcı ve vericinin konumları arasındaki görüş durumu ile çevresel optik koşullara bağlı olarak değişir. Şekil 2.2'de gösterilen bu bağlantı türleri, bu bölümde ayrıntılı olarak incelenecektir.

2.2.1. Doğrudan görüş hattı

Verici ve alıcı arasında açık ve engelsiz bir optik yolun olduğu bağlantı, Doğrudan Görüş Hattı (DGH) olarak tanımlanır. Genellikle sabit sensör düğümleri arasında uygulanması kolaydır (Arnon, 2010). Ancak hareketli platformlarda, verici ve alıcının hizalanmasını sürdürebilmek için ileri seviye işaretleme ve izleme sistemleri gerektirir (Tang vd., 2014). Deniz canlıları, mavi-yeşil dalga boylarındaki ışığa daha duyarlıdır ve bu nedenle bu ışığın bulunduğu bölgelerde toplanma eğilimi gösterdiğinden, iletişimi kesintiye uğratabilecek hayvan davranışları göz önünde bulundurulmalıdır. Bu nedenle, yanıp sönen veya düzensiz ışık kaynaklarının kullanımı önerilir (Catherine Rich ve Travis Longcore, 2006). Doğrudan

görüş hattı kullanılarak yapılan deneyler, yüksek güçlü lazerlerin, bulanık ortamlarda dahi 5 Mbps hızlara ulaşabildiği gözlemlenmiştir (W. C. Cox vd., 2009).



Şekil 2.2 Su altı optik iletişimde kullanılan başlıca bağlantı konfigürasyonları: (a) Doğrudan Görüş Hattı (DGH), (b) Endirekt Görüş Hattı (EGH), (c) Yansıtımlı Görüş Hattı (YGH)

2.2.2. Endirekt görüş hattı

Verici ile alıcı arasında doğrudan bir yolun bulunmadığı ve iletişimin, su-hava arayüzünden yansıyan ışık yardımıyla ya da su içindeki moleküller ve askıdaki parçacıklar tarafından saçılan ışık yoluyla sağlandığı sistemler Endirekt Görüş Hattı (EGH) olarak tanımlanır. (Tang vd., 2013). Özellikle engellerin bulunduğu ve bağlantıyı imkânsız hale getirdiği durumlarda EGH sistemleri avantaj sağlar. Böylece, karmaşık su altı ortamlarında dahi optik iletişim kurulmasına olanak tanır (Liu, Zou, vd., 2015).

2.2.3. Yansıtımlı görüş hattı

Modüle edilebilir retro-reflektör (MRR), gelen ışığı geldiği yöne geri yansıtan bir retro-reflektör (örneğin köşe küp prizma) ile bu yansımayı açıp kapayarak veri iletimi sağlayan bir optik modülatörün birleşiminden oluşur. Yansıtımlı Görüş Hattı (YGH), yalnızca bir uçta aktif ışık kaynağı ve yönlendirme gerektirdiğinden, enerji ve yer kısıtı olan küçük su altı araçları veya sensörler gibi uygulamalar için oldukça uygundur. Dışarıdan gönderilen

lazer ışını MRR sistemlerinde, pasif alıcı üzerindeki modülatörle modüle edilerek sorgulayıcıya geri yansıtılır; böylece iletişim sağlanır (Z. Zhang vd., 2022).

2.3. Su Altı Kablosuz Optik Kanal Modelleri

Su altı ortamın karmaşık fiziksel yapısından dolayı SAKOH sistemlerinde kanal modellemesi oldukça önemlidir. Literatürde geliştirilen kanal modelleri genellikle ortamın optik özelliklerine, kullanılan ışık kaynağının özelliklerine, suyun türüne (örneğin berrak deniz suyu, bulanık su), emilim ve saçılım katsayılarına, mesafeye ve alıcı-verici geometrisine göre sınıflandırılmaktadır. Bu modeller, ışığın su içindeki yayılımını doğru bir şekilde temsil edebilmek için analitik yaklaşımlar, MC benzetimleri, ışın izleme teknikleri ve istatistiksel dağılımlara dayalı yöntemler gibi çeşitli hesaplama stratejileri ile oluşturulmuştur. Bu bölüme SAKOH sistemlerinde kullanılan kanal modellerinden bazıları ayrıntılı olarak incelenecektir.

2.3.1. Beer–Lambert kanal modeli

Su altı ortamında ışığın yayılımı sırasında meydana gelen ışık yoğunluğundaki zayıflamayı modelleyen en temel yaklaşımlardan biri Beer–Lambert (BL) yasasıdır. BL yasası, ışık kaybını öngörmek için sıkça kullanılsa da ışığın saçılmasından sonra bazı fotonların tekrar alıcıya ulaşabileceği gibi fiziksel etkileri ihmal eder. Bu durum, özellikle saçılmanın baskın olduğu bulanık sulara alınan gücün yanlış tahmin edilmesine neden olabilir (C. Li vd., 2015a). Işık yoğunluğunun, ışığın aldığı mesafe ile üstel olarak azaldığını ifade eden BL yasası aşağıdaki eşitlik ile gösterilir (C. D. Mobley vd., 1993):

$$I = I_0 e^{-c(\lambda)z} \quad (24)$$

Burada I , alıcıya gelen optik gücü (W); I_0 , vericiden çıkan ışığın optik gücünü (W); $c(\lambda)$, su altı ortama bağlı toplam zayıflama katsayısını, z alıcı ve verici arasındaki mesafeyi (m) ifade eder.

Alıcı-verici parametrelerinden su tipi, ışın sapma açısı ve alıcı açıklık çapı değişkenlerine bağlı kapalı formda bir yol kaybı ifadesi SAKOH sistemlerinin performans sınırlarını analiz etmek için (Elamassie vd., 2019) tarafından geliştirmiştir. Model, SAKOH sistemlerinde

farklı su türleri (temiz deniz, açık okyanus, kıyı ve liman suları) için maksimum bağlantı mesafesini öngörmekte kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre yazarlar BL kanal modelinin geliştirilmiş hâlinin, özellikle röle destekli sistemlerin tasarımı ve BHO optimizasyonu açısından kritik olduğunu ifade etmişlerdir. Işık şiddeti, ışık kaynağından uzaklaştıkça azalır. Bu azalma, kaynak ile ışığın ulaştığı yüzey arasındaki mesafenin karesiyle ters orantılıdır (Brownson, 2014). Su altı konumlandırma ve mesafe tayini uygulamaları için optik tabanlı mesafe tahminine odaklanılan çalışmada, BL kanal modeli ile ters kare yasası birleştirilerek bir su altı kanal modeli oluşturulmuş, Pelka ve arkadaşları (2017) Levenberg-Marquardt algoritması ile de modeldeki bilinmeyen katsayılar (örneğin $c(\lambda)$) eğri uydurma yoluyla belirlenmiştir. Dalga boyun 470 nm olan ışık ile yapılan deneysel çalışmalarda, havuz suyu içinde 25 metreye kadar mesafe tahmini mümkün olmuş; akarsu koşullarında ise ortalama 2 cm hata ile yüksek doğruluklu tahmin elde edilmiştir. Okyanus optiğinde çözünmüş ve askıdaki maddelerin optik enerji bütçesine olan etkisi BL kanal modeli kullanılarak (Stavn, 1988) tarafından analiz edilmiştir. Çalışmada, ampirik ışık zayıflama katsayısı ile moleküler suya ait sabit zayıflama katsayısı kavramları ayrıntılı biçimde karşılaştırılmış ve sabit katsayı yaklaşımı reddedilmiştir. Bu çalışma, BL kanal modelinin üst okyanus katmanlarında çözünmüş hâldeki maddelerin optik etkilerini hesaba katmadan doğru tahminler sunamayacağını ortaya koymuştur. BL kanal modelinde emilim ve saçılmanın yansıra, optik türbülansın etkisini de dâhil eden bir modelde, düşük mertebeli gauss ışınları için lokal zayıflama katsayısı tanımlanmış ve bu katsayının dalga boyu, ışın genişliği ve yayılma mesafesi ile ilişkisi ortaya konmuştur (Ata ve Korotkova, 2022). Farklı Jerlov su tipleri üzerinde yapılan karşılaştırmalar, optik türbülansın zayıflama üzerindeki etkisinin emilim ile karşılaştırılabilir düzeyde olduğunu göstermiştir. Bu durum klasik BL yaklaşımının yetersiz kalabileceğini ortaya koymaktadır.

2.3.2. Monte carlo kanal modeli

Rastgele sayıların kontrollü biçimde kullanıldığı ve stokastik süreçler temelinde çalışan MC kanal modeli bir sayısal benzetim tekniğidir. Bu yöntem, özellikle deterministik olarak çözülmesi zor olan çok boyutlu problemlerin yaklaşık çözümünü elde etmek için kullanılır (Kalos ve Whitlock, 2008). Karmaşık ışık yayılım modellerinin sayısal çözümü için SAKOH veya biyofotonik uygulamalarda kullanılır. Bu yöntemde, fotonlar tek tek su içine "salınır" ve her birinin emilim, saçılım gibi etkileşimleri, istatistiksel olarak modellenir (Yingluo vd., 2018). Böylece ortamın optik özellikleri (emilim katsayısı, saçılma katsayısı

ve faz fonksiyonu vb) dikkate alınarak ışığın ortamdaki yayılımının gerçekçi bir şekilde benzetimi elde edilebilir. Bu yaklaşım, gerçek fiziksel süreci doğrudan taklit ettiği için oldukça sezgiseldir. Ayrıca programlaması kolaydır; karmaşık matematiksel denklemlerle uğraşmadan doğrudan benzetim yapılabilir. Yeterince foton kullanıldığında oldukça doğru sonuçlar vermesi onu güvenilir bir yöntem haline getirir (C. Mobley vd., 2010). Bazı yönlerden sınırlı olan MC kanal modeli öncelikle, ışık kaynağı ve alıcının çok küçük olduğu durumları (örneğin noktasal kaynak ve dedektör) doğru bir şekilde modelleyemez. Ayrıca bu yöntem sadece ışığın parçacık gibi hareket ettiğini varsayar; bu nedenle ışığın dalga gibi davranışlarını (örneğin kırınım veya girişim) açıklayamaz. En büyük dezavantajlarından biri ise çok fazla zaman almasıdır. Gerçekçi bir sonuç elde etmek için çok fazla fotonun izlenmesi gerekir, bu da hesaplama süresini oldukça uzatır. Bu nedenle, özellikle sınırlı işlem gücü olan sistemlerde kullanımı zordur (Gabriel vd., 2013).

2.3.3. Radyoaktif transfer denklemi kanal modeli

Su altında ışığın yayılımı, emilim ve saçılım gibi karmaşık fiziksel süreçlere bağlıdır (Johnson vd., 2013). Bu süreçleri matematiksel olarak tanımlayan, ışığın zaman ve mekân içindeki fiziksel değişimini, emilimini, saçılımını ve yönlü ışık kaynaklarını dikkate alarak enerji korunumuna uygun şekilde modelleyen Radyoaktif Transfer Denklemi (RTD) aşağıdaki eşitlikle ifade edilir (C. D. Mobley, 1994):

$$\begin{aligned} \frac{1}{v} \frac{\partial I(t, \vec{r}, \vec{n})}{\partial t} + \vec{n} \cdot \nabla I(t, \vec{r}, \vec{n}) \\ = -cI(t, \vec{r}, \vec{n}) + \int_{4\pi} \beta(\vec{r}, \vec{n}, \vec{n}') I(t, \vec{n}, \vec{n}') d\vec{n}' + E(t, \vec{r}, \vec{n}) \end{aligned} \quad (25)$$

Burada $I(t, \vec{r}, \vec{n})$ belirli bir konum ve yöndeki ışık yoğunluğunu ($W/(m^2sr)$), c emilim katsayısını (m^{-1}), $cI(t, \vec{r}, \vec{n})$ Ortamdaki ışığın emilim ve saçılımı nedeniyle kaybı, β hacimsel saçılma fonksiyonunu, E dış yönlü ışık kaynağını ve v ortamda ışığın yayılma hızını (m/s) ifade eder.

Eşitlik (25), içerisinde zamana bağlı hem türev hem de integral bulunan oldukça karmaşık bir yapıya sahiptir. Dolayısıyla, pratik sistemler için analitik çözümü çoğu zaman mümkün değildir. Bu yüzden, sayısal çözüm yöntemleri daha sık tercih edilir. Zaman-bağımlı 3

boyutlu RTD'yi 2 boyutluya indirerek daha hızlı bir sayısal çözüm kullanılabilir. Çözümde kullanılan sadeleştirilmiş denklem aşağıdaki eşitlikle ifade edilir (C. Li vd., 2015a):

$$\vec{n} \cdot \nabla L(\vec{r}, \vec{n}) = -cL(\vec{r}, \vec{n}) + \int_{2\pi} \beta(\vec{n}, \vec{n}') L(\vec{r}, \vec{n}') d\vec{n}' + E(\vec{r}, \vec{n}) \quad (26)$$

Burada $L(\vec{r}, \vec{n})$ konum $\vec{r}$ de ve yön $\vec{n}$ deki ışınlım (radyans) değeridir. Yani ışığın ne kadar yoğunlukta oraya ulaştığını gösterir, $\nabla L(\vec{r}, \vec{n})$ ışığın uzayda yön boyunca (yani $\vec{n}$ yönünde) nasıl değiştiğini ifade eder, c zayıflama katsayısıdır, $\beta(\vec{n}, \vec{n}')$ saçılma faz fonksiyonu yani ışığın $\vec{n}$ yönünden $\vec{n}'$ yönüne saçılma olasılığıdır, $E(\vec{r}, \vec{n})$ o yönde ve konumda var olan dış bir ışık kaynağının katkısıdır.

Saçılma, yalnızca enerji kaybına değil, aynı zamanda sinyalin polarizasyon yapısının bozulmasına da neden olarak iletişim performansını olumsuz etkiler. Bu etkileri çoklu saçılmayı da kapsayacak şekilde gerçekçi biçimde temsil eden RTD, kapsamlı bir model sunar (Jaruwatanadilok,2008). Optik yol kaybı, farklı su tiplerinde emilim ve saçılmanın etkisiyle oluşan zayıflamayı dikkate alarak RTD ile yüksek doğrulukla hesaplanabilir. Ayrıca düşük hesaplama maliyetiyle bu süreci hızlandırmakta ve özellikle SAKOH sistemlerinde kanal modelleme süreçlerinde önemli bir hesaplama verimliliği sağlamaktadır (C. Li ve arkadaşları (2015b)).

2.4. Su Altı Kablosuz Optik Haberleşmede Kullanılan Modülasyon Türleri

Sualtı optik kablosuz iletişim sistemlerinde literatürde yaygın olarak incelenen modülasyon türleri Çizelge 2.2 de verilmiştir. Bu modülasyon teknikleri farklı kanal koşullarına ve sistem gereksinimlerine uygun olarak değerlendirilmekte, iletişim verimliliğini artırmak amacıyla kullanılmaktadır.

Çizelge 2.2. Su altı optik haberleşmede kullanılan modülasyon türleri

Modülasyon	Kullanılan Referans
On-Off Keying Modulation (OOK)	(Yatari Putri vd., 2019)
Pulse Position Modulation (PPM)	(Elsayed ve Yousif, 2020)
Digital Pulse Interval Modulation (DPIM)	(L. Yang vd., 2023)
Quadrature Phase Shift Keying (QPSK)	(Popescu ve Gontean, 2011).
Quadrature Amplitude Modulation (QAM)	(Vincent ve Suhartomo, 2020)
Carrierless Amplitude and Phase Modulation (CAP)	(Im ve Werner, t.y.)
Subcarrier Intensity Modulation (SIM)	(Yan Cheng vd., 2013)
Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM)	(X. Hong vd., 2019)
Discrete MultiTone Modulation (DMT)	(J. He vd., 2023)

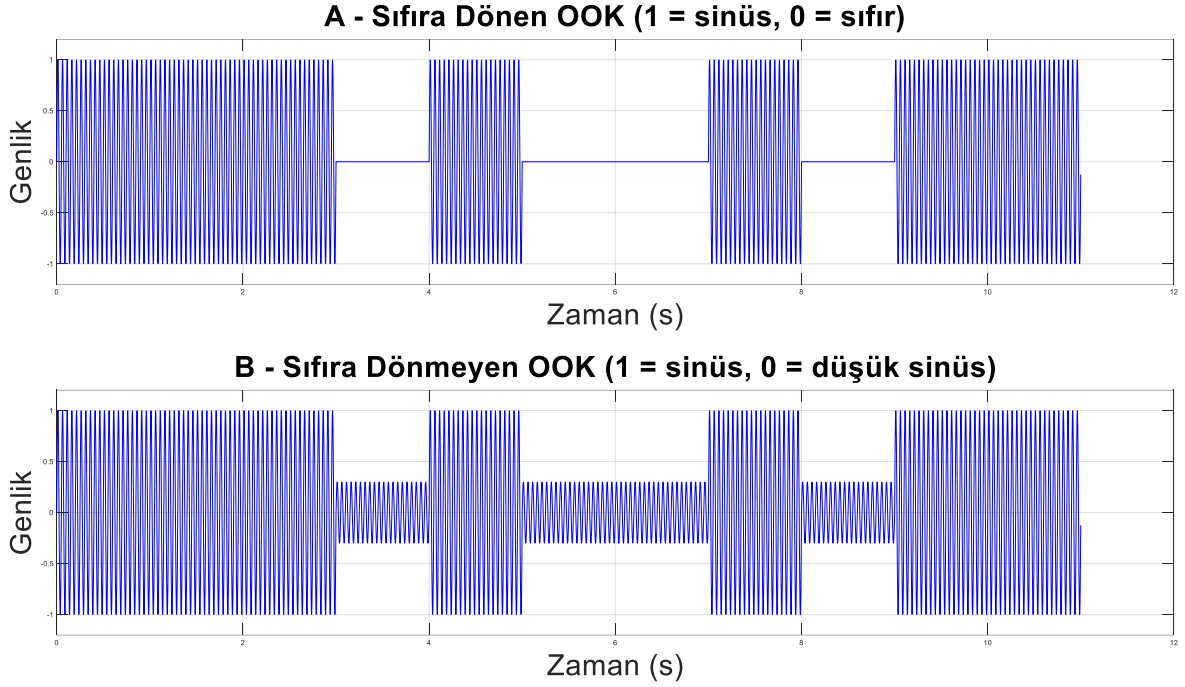
Bu tez çalışmasında ise özellikle Aç-Kapa Modülasyonu (AKM, On-Off Modulation – OOK), Darbe Konum Modülasyonu (DKM, Pulse Position Modulation – PPM), Dördün Faz Kaydırmalı Anahtarlama (DFKA, Quadrature Phase Shift Keying – QPSK), Dördün Genlik Modülasyonu (DGM, Quadrature Amplitude Modulation – QAM), ve Alt Taşıyıcılı Yoğunluk Modülasyonu (ATYM, Subcarrier Intensity Modulation – SIM), türleri ele alınmış ve bu tekniklerin performansları ayrıntılı olarak incelenmiştir.

2.4.1. Aç kapa modülasyonu

Modülasyon türleri arasında basitliği ve kolay uygulanabilirliği açısından SAKOH sistemlerinde en yaygın kullanılan modülasyon türlerinden biri AKM modülasyonudur. Bu modülasyon tekniği, verileri ikili biçimde iletmek için ışığın varlığı ya da yokluğu esasına dayanır. Şekil 2.3 de gösterilen AKM modülasyonunun iki temel sinyal biçimi bulunmaktadır: sıfıra dönmeyen ve sıfıra dönen. Bu iki biçim arasındaki temel fark, “1” bitinin temsil şeklidir. Sıfıra dönmeyen formatında, bir “1” biti tüm bit süresi boyunca kesintisiz bir elektriksel darbe ile temsil edilirken; sıfıra dönen formatında ise “1” biti yalnızca bit süresinin ilk yarısında bir darbe ile gösterilir ve ardından sinyal sıfıra döner. Bu farklılık, sinyalin zaman içinde nasıl şekillendiğini ve iletim sırasında nasıl bir bant genişliği gereksinimi olduğunu etkiler (Yatari Putri vd., 2019). AKM modülasyonlu bir sinyal aşağıdaki eşitlik ile ifade edilir:

$$s(t) = \begin{cases} A \cos(2\pi f_c t), & \text{bit} = 1 \\ 0, & \text{bit} = 0 \end{cases} \quad 0 \leq t \leq T_b \quad (27)$$

Burada $s(t)$ modüle edilmiş AKM sinyalini, A taşıyıcı sinyal genliğini, f_c taşıyıcı frekansını, T_b bit süresini ve t zamanı ifade eder.



Şekil 2.3 Aç kapa modülasyonu sinyali

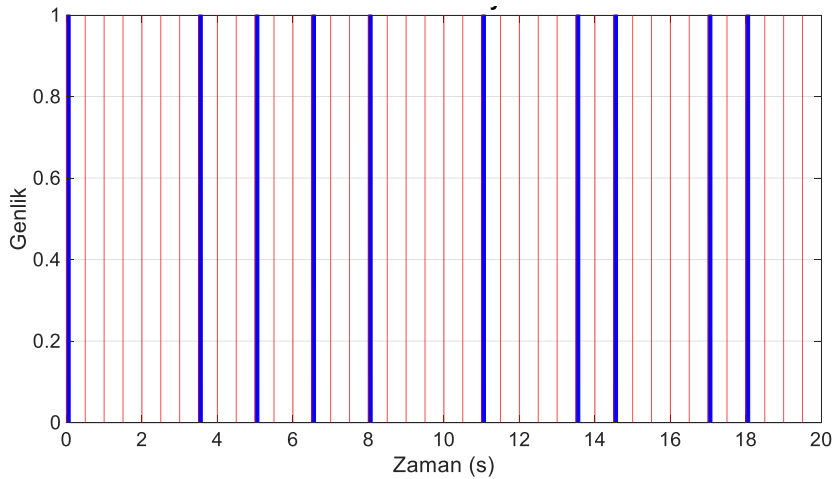
İki farklı sinyal biçimi olan AKM modülasyonu, sıfıra dönmeyen ve sıfıra dönen türlerini, SAKOH sistemi üzerinde Amalia ve Arkadaşları (2020) karşılaştırmıştır. Yapılan benzetimler sonucunda, özellikle maksimum mesafelerde alınan güçte %21.72'lik bir azalma olduğu rapor edilmiştir. Bu koşul altında sıfıra dönmeyen türünün ürettiği BHO'nun sıfıra dönen türüne göre 3.28 kat daha düşük bulunmuştur. Ayrıca, sıfıra dönmeyen türünün kabul edilebilir BHO eşiğini sağlayabilmesi için gereken minimum SGO değeri sıfıra dönen türüne kıyasla %17.92 daha düşükken, minimum Q-faktör değeri de sıfıra dönen türünden 6 kat daha küçüktür. Elde edilen sonuçlar, SAKOH sistemlerinde Sıfıra dönmeyen türünün Sıfıra dönen türüne göre daha üstün bir performans sunduğunu ortaya koymuştur. Benzer şekilde güçlü türbülans koşullarında AKM modülasyonu kullanan bir SIMO ile bir SAKOH sistemi önerilmiş ve çalışmada Gamma-Gamma dağılımı altında kanal modellemesi yapılmış ve ayrıca verici-alıcı hizalanma hataları dikkate alınmıştır (Furqan Ali ve Jayakody, 2023). Elde edilen sonuçlar, çok katmanlı su yapısında bile sistem performansının özellikle

hizalanma hatası olmadığı durumlarda üstün olduğunu göstermektedir. Ancak çevresel koşullardaki değişimlerin, sistem performansını olumsuz yönde etkilediği de vurgulanmıştır. Sonuçların hem analitik ifadelerle hem de MC benzetimleri ile doğrulandığı rapor edilmiştir.

Bu çalışmaların ortak noktası, AKM modülasyonunun SAKOH sistemlerinde etkin bir performans sergilediğini ve özellikle sifıra dönmeyen formatının birçok durumda daha avantajlı olduğunu ortaya koymasıdır. Ancak kanal koşullarının değişkenliği, suyun fiziksel, kimyasal özellikleri ve hizalanma hataları gibi çevresel faktörlerin, sistem performansı üzerinde ciddi etkiler yaratabileceği de dikkat çekici bir bulgu olarak öne çıkmaktadır.

2.4.2. Darbe konum modülasyonu

Sayısal verilerin optik darbelerle iletilmesi için çeşitli darbe modülasyon teknikleri kullanılmaktadır. Bu tekniklerden en yaygın olanlardan biri darbe konum modülasyonudur. Bu modülasyon türünde veriler, sabit bir zaman aralığı içerisinde gönderilen optik darbelerin konumu değiştirilerek temsil edilir (Elsayed ve Yousif, 2020). Yani her bit ya da sembol, gönderilen darbenin zaman aralığındaki yeriyle tanımlanır. Bu yaklaşım, bilgi iletimini darbenin zamanlama farkları üzerinden kodlamayı mümkün kılar.



Şekil 2.4 4 Seviyeli DKM sinyali

Örneğin Şekil 2.4'te gösterilen 4 seviyeli bir DKM sisteminde, her sembol sabit bir sürede dört farklı zaman aralığından birine yerleştirilebilir. Bu dört konumun her biri bir sembolü temsil eder. Böylece darbenin hangi konumda yer aldığına bağlı olarak dört farklı bilgi

değeri iletilebilir. Daha genel olarak ifade etmek gerekirse, M-seviyeli DKM sistemlerinde her sembolün taşıdığı bilgi aşağıdaki eşitlik ile verilir:

$$k = \log_2 M \quad (28)$$

Ortogonal bir modülasyon yöntemi olan DKM, AKM modülasyonuna kıyasla ortalama güç ihtiyacını azaltır; ancak bu azalma, daha yüksek bant genişliği gereksinimiyle elde edilir (Kahn ve Barry, 1997). Bu sistemin bant genişliği gereksinimi, modülasyon seviyesine (M), bit hızı (R_b) ve sembolde taşınan bit sayısına bağlıdır. DKM'nin bant genişliği aşağıdaki eşitlik ile ifade edilir.

$$B_{DKM} = \frac{MR_b}{k} \quad (29)$$

Bu ifade, veri iletim hızını artırmak için daha fazla zaman aralığı kullanılması gerektiğini, dolayısıyla bant genişliği verimliliğinin AKM modülasyonuna göre daha düşük olduğunu ortaya koyar. Ayrıca, DKM sistemlerinde gönderilen ortalama optik güç, açık ve kapalı durumlarda kullanılan güç düzeyleri dikkate alınarak aşağıdaki eşitlik hesaplanır:

$$P_{ort,DKM} = \frac{1}{M} ((M-1)P_{Kapalı,DKM} + P_{Açık,DKM}) \quad (30)$$

Burada $P_{Açık,DKM}$, bir darbenin iletildiği zaman aralığında kullanılan optik güçtür. Geriye kalan M-1 zaman aralığında ışık iletilmediğinden ya da çok düşük seviyede tutulduğundan bu durumlar $P_{Kapalı,DKM}$ ile temsil edilir. Genellikle $P_{Kapalı,DKM} \approx 0$ kabul edilir, bu da sistemin güç açısından verimli çalışmasını sağlar.

Güç ihtiyacı açısından avantajlar sunsa da DKM'nin kullanımı bazı zorlukları da beraberinde getirir. Öncelikle, bu yöntemde bilgi çok kısa bir zaman diliminde gönderildiği için, o anda sinyalin çok güçlü olması gerekir. Bu da vericide daha fazla enerji harcanmasına neden olur. Ayrıca, alıcı tarafında sinyalin tam olarak ne zaman gönderildiğini bilmek çok önemlidir. Hem kısa zaman aralıklarını hem de bu aralıkların birleşiminden oluşan daha büyük bilgi bloklarını doğru şekilde yakalamak gerekir. Bu da alıcının zamanlama konusunda çok hassas çalışmasını gerektirir. Son olarak, sinyali algılayan sistem ne kadar

basit olursa olsun, bu basitlik bazen daha fazla güç tüketimiyle sonuçlanabilir. Özellikle basit ve kesin bir şekilde karar veren sistemlerde, sinyali algılamak daha kolaydır ama aynı performansı elde edebilmek için daha güçlü sinyal gerekir. Bu da DKM'nin daha fazla enerji harcamasına neden olabilir (Audeh vd., 1996).

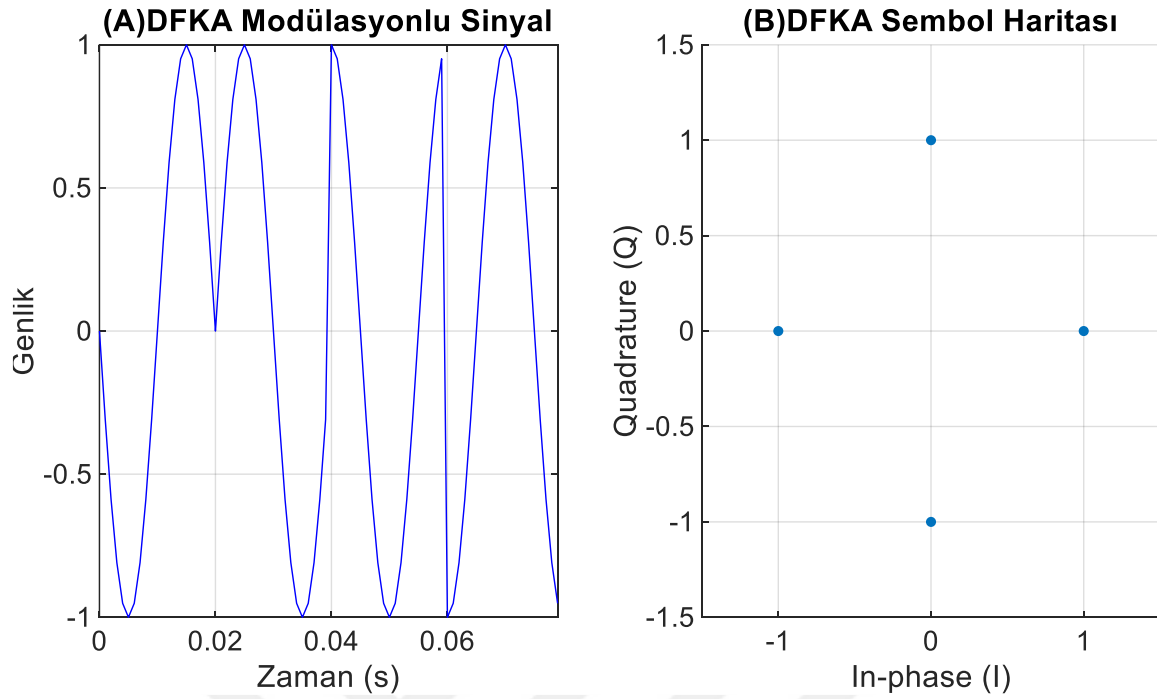
Çok pikseli foton sayıcı ve DKM temelli bir SAKOH sistemi ve deneysel olarak 46 metrelik bir su altı kanalında test edilmiş ve düşük iletim gücü ile çalışarak, uzun mesafeli SAKOH uygulamaları için gerekli olan güç verimliliği gereksinimlerini karşılaması hedeflemiştir (Shen vd., 2018). Deneysel çalışmalarda, 450 nm dalga boyuna sahip bir mavi lazer kullanılmış ve bu lazer hem uyarılmış hem de kendiliğinden emisyon durumlarında çalıştırılmıştır. Sistem ile 4-DKM den 64-DKM ye kadar olan sinyallerle 5 MHz ve 10 MHz zaman aralığı frekanslarında veri iletimi gerçekleştirilmiştir. Gözlemlenen en düşük iletim gücü -27.7 dBm iken, tüm iletim güçleri -7.6 dBm'nin altında tutulmuştur. Elde edilen gözdiagramlarına göre sistemin zaman aralığı hatası olmadan çalıştığı bildirilmiştir. Özellikle, 10 MHz frekansta 4-DKM sinyali için alınan optik güç sadece -39.2 dBm seviyesinde gerçekleşmişken, 5 MHz frekansında 64-DKM sinyali için bu değer -62.8 dBm ye kadar düşmüştür. Düşük optik güce rağmen sistemin hatasız veri iletimini sürdürebildiğini ortaya koyduğu yazarlara tarafından vurgulanmıştır.

2.4.3. Dördün faz kaydırmalı anahtarlama

Dijital veriyi iletmek için kullanılan bir faz modülasyonu türü olan DFKA, faz kaydırmalı anahtarlama modülasyonlarının özel bir halidir ve her sembolde 2 bit taşır. Bu özelliğiyle hem veri iletim hızını artırır hem de bant genişliği tasarrufu sağlar. Bir DFKA sinyali genel olarak aşağıdaki eşitlik ile ifade edilir (Popescu ve Gontean, 2011).

$$s(t) = \frac{A}{\sqrt{2}} I(t) \cos(2\pi f_c t) - \frac{A}{\sqrt{2}} Q(t) \sin(2\pi f_c t) \quad (31)$$

Burada $I(t)$ ve $Q(t)$ sırasıyla tek ve çift bit dizilerine karşılık gelen darbe trenleridir, f_c taşıyıcı frekansını ve t ise zamanı temsil eder ve örnek bir DFKA sinyali Şekil 2.5 de verilmiştir.



Şekil 2.5 Örnek DFKA sinyali

Dijital iletişimde yüksek veri iletim oranı ve bant genişliği verimliliği nedeniyle hem kablosuz kara iletişimi hem de sualtı optik haberleşme sistemleri için çekici bir seçenektir. Son yıllarda, bu temel modülasyonun farklı varyantları geliştirilerek faz geçişi, zarf değişkenliği ve spektral yayılım gibi sorunlara çözüm aranmıştır (D. Sai Brunda ve B. Geetha Rani, 2016).

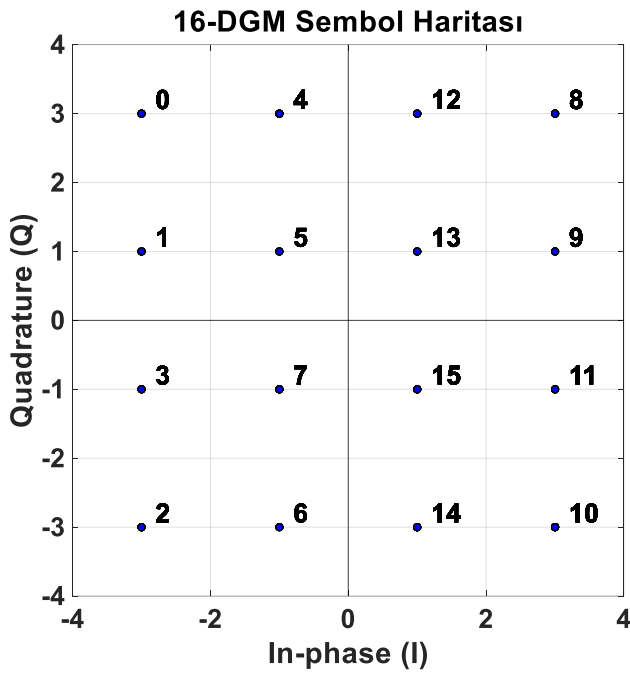
Zayıflama, emilim, saçılım ve türbülans etkileri altında performans analizini yapmak için SAKOH sisteminde DFKA, DGM ve çift kutuplamalı DFKA (Nayak vd., 2022) tarafından kullanılmıştır. Bu modülasyon teknikleri, yalnızca kanal bozulmaları açısından değil, aynı zamanda spektral verimlilik bağlamında da değerlendirilmiştir. Karşılaştırma kriterleri olarak maksimum kalite faktörü, minimum BHO ve göz diyagramı analizleri kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre, çift kutuplamalı DFKA modülasyonu 9.8'lik maksimum kalite faktörü ve 10^{-13} seviyesinde minimum BHO ile en üstün performansı sergilediği ve uzun mesafeli ve yüksek veri hızlı SAKOH uygulamaları için en uygun modülasyon türü olduğu bildirilmiştir.

2.4.4. Dördün genlik modülasyonu

Birden fazla biti tek bir sembole dönüştürerek veriyi daha verimli ileten bir modülasyon tekniği olan DGM'de, taşıyıcı dalganın hem genliği hem de fazı aynı anda modüle edilir. Böylece daha fazla bilgi tek bir sinyalde taşınabilir. Modüle edilecek bit grubu iki parçaya ayrılır: biri "in-phase" yani eş fazlı bileşen, diğeri ise ona dik olan "quadrature" bileşendir. Bu iki bileşen, taşıyıcı sinyalin kosinüs ve sinüs dalgalarıyla çarpılarak farklı genlikte sinyaller oluşturur. Bu sinyallerin birleşimi, taşıyıcı üzerinde bilgiyi hem genlik hem de fazla kodlayan DGM sinyalini meydana getirir (Vincent ve Suhartomo, 2020). DGM modülasyonlu bir sinyal, aşağıdaki eşitlik ile ifade edilebilir (John G. Proakis ve Masoud Salehi, 2007):

$$s(t) = \sum_{-\infty}^{\infty} [a_n \cos(2\pi f_c t) - b_n \sin(2\pi f_c t)] p(t - nT) \quad (32)$$

Burada a_n ve b_n , DGM sembolünün sırasıyla in-phase ve quadrature bileşenleridir, f_c taşıyıcı frekansdır, $p(t)$ darbe şekillendirme filtresini temsil eder, T sembol süresidir ve örnek bir DGM sinyali Şekil 2.6 da verilmiştir.



Şekil 2.6 Örnek DGM sinyali

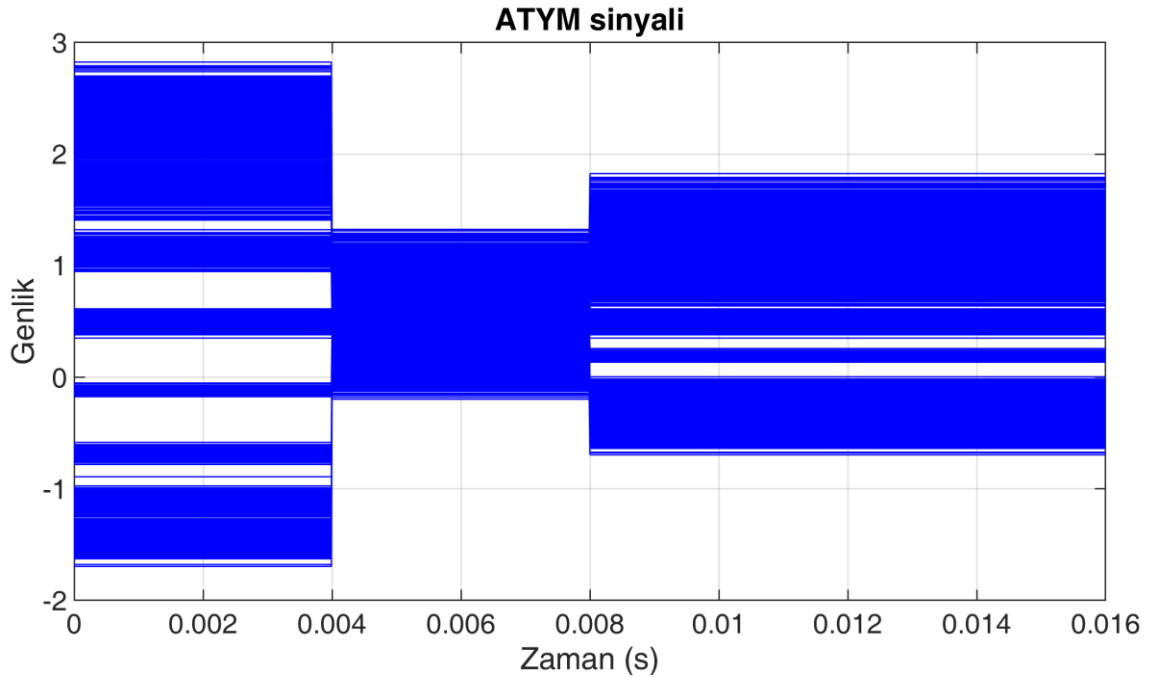
Bu yapıda, $M = 2^k$ seviyeli bir DGM, her sembolde k bit taşır. Örneğin, 16-DGM 4 bit/sembol, 64-DGM ise 6 bit/sembol taşır. Modülasyon sırasındaki semboller, önceden tanımlanmış bir konstelasyon diyagramı üzerindeki noktalara karşılık gelir. Bu noktalar arasındaki uzaklıklar, sinyalin hata olasılığını doğrudan etkiler. Görünür ışık iletişim sistemlerinde DGM dijital verileri taşımak için kullanılan etkili bir modülasyon tekniğidir. Işık yayan diyotlar, dijital bilgiyi taşımak için yayılan ışığın yoğunluğunu modüle eder. Bu sistemlerde DGM kullanıldığında her sembol belirli bir bit kombinasyonunu temsil eder ve bu semboller, taşıyıcı sinyalin genlik ve faz bileşenlerinin farklı kombinasyonlarıyla iletilir. Bu semboller LED'in yaydığı ışığın parlaklığındaki (genlik) ve referans sinyale göre faz kaymasındaki değişikliklerle fiziksel olarak temsil edilir. Alıcıda bulunan bir foto-dedektör, atmosferden gelen bu modüle edilmiş ışık sinyalini algılar ve onu elektrik sinyaline dönüştürür. Daha sonra bu elektriksel sinyal işlenerek DGM sembollerine ayrılır; genlik ve faz değerleri analiz edilerek alınan sembol, DGM yıldız diyagramındaki en yakın noktaya eşlenir. Bu sembole karşılık gelen bitler çıkarılır ve böylece orijinal dijital veri geri elde edilir. Ayrıca, hata düzeltme teknikleri kullanılarak iletişim kalitesi artırılır. Kısacası, DGM görünür ışık iletişiminde ışık sinyalinin parlaklığını ve fazını kodlayarak yüksek veri hızlarında bilgi iletimini mümkün kılar (Kinol vd., 2024).

Farklı MIMO yapılandırmaları ile tutarlı optik OFBÇ sistemleri “OptiSystem” benzetim ortamında Ali ve arkadaşları (2018) tarafından test edilmiştir. Kanal karakterizasyonunda, yansıma, saçılma ve soğurma gibi optik yayılma etkilerine bağlı olarak oluşan gürültü kaynaklarının performansa etkisi dikkate alınmıştır. Benzetimler, yüksek türbülanslı koşullar altında gerçekleştirilmiş ve her yapılandırma için alınan sinyal gücü, BHO, hata vektör büyüklüğü ve SGO değerlendirilmiştir. Alınan sonuçlara göre, 4x4 MIMO yapılandırması 10 metrede BHO değerinde e^{-6} sınırının altında kalarak en iyi performansı gösterdiği bildirilmiştir. Aynı koşullarda 1x1 SISO yapılandırması ise bu başarıyı yalnızca 2 metrede gösterebildiği, 10 metrede elde edilen alınan gücün -23.19 dBm olarak ölçüldüğü ve bu değer, diğer konfigürasyonlarla karşılaştırıldığında daha yüksek performansa işaret ettiği ifade edilmiştir. Önerilen sistem için hata vektör büyüklüğü değeri ise %11 ve SGO değeri 54.229 dB olarak rapor edilmiştir.

2.4.5. Alt taşıyıcı yoğunluk modülasyonu

Bilgi sinyalinin önce bir alt taşıyıcı frekansta modüle edilmesi ve ardından modüle edilmiş alt taşıyıcı sinyalin bir optik taşıyıcının şiddetini modüle etmesi esasına dayanan bir modülasyon tekniğidir (Lou ve Ahmed, 2022). Alıcı uçta doğrudan algılama yöntemi kullanılarak sinyal geri çözülür. Bu modülasyon tekniği, bant genişliği verimliliğini artırırken eşik adaptasyonu gerektirmez ve birden fazla bilgi sinyalinin aynı anda iletilmesine imkân tanır (Yan Cheng vd., 2013). Yüksek spektral verimlilik sağlaması avantaj olmakla birlikte, karmaşık modülasyon ve demodülasyon donanımı gerektirmesi ve güç verimliliğinin düşük olması temel dezavantajlarıdır (Popoola vd., 2008). Örnek bir ATYM sinyali Şekil 2.7 de verilmiştir.

Basitleştirilmiş TGFM tekniği ile ATYM tekniği, klasik m-TGFM tekniğinin spektral verimlilik ve enerji verimliliğini artırmak amacıyla geliştirilmiş ve değerlendirilmiştir (Z. Wang vd., 2021).



Şekil 2.7 Örnek ATYM sinyali

Önerilen yöntemde indeks modülasyonu ve sıkıştırılmış alt taşıyıcı yapısı birleştirilmiş, ayrıca alt taşıyıcılar arası girişim giderme algoritmaları kullanılarak sistem performansı daha da iyileştirilmiştir. Benzetim ve deneysel sonuçlara göre, kullanılan filtrelerin geçiş bandı, ideal bant genişliğinin %20 fazlası (roll-off=0.2) olan m-TGFM sistemine göre önerilen

model ile %16.4 oranında spektral verimlilik artışı ve 2.47 b/s/Hz değerine ulaşıldığı rapor edilmiştir. Alıcı tarafında gelişmiş işlem kaynakları kullanıldığında, roll-off değeri 0.5 olan durumda %31.2 spektral verimlilik artışı ve 5.5 dB Q faktör kazancı elde edildiği ayrıca çoklu kullanıcı erişim senaryosu için yapılan deneylerde 0.32 b/s/Hz ek artış sağlandığı yazarlar tarafından rapor edilmiştir. En yüksek toplam veri hızı olarak 930 Mbps değerine ulaşıldığı ve bu sonuçla, klasik m-TGFM sistemine göre 120 Mbps daha yüksek performans gösterdiği belirtilmiştir. Farklı modülasyon türlerinin durağan ve türbülanslı su koşullarındaki performansları deneysel olarak karşılaştırılmış ve bu amaçla su altı kanal benzetimi kullanılmıştır (Geldard vd., 2022). Türbülans kaynaklı zayıflamaya karşı ATYM ve DKM tekniklerinin, doğal bir direnç gösterdiği, ancak DKM'nin spektral verimliliğinin düşük olduğu ve yüksek veri hızları için uygun olmadığı belirtilmiştir. Son olarak ATYM modülasyonu üzerinde PWC (Pair-Wise Coding) işaret işleme tekniği uygulanmış ve durağan suda 5.2 Gbps maksimum veri hızı elde edildiği ifade edilmiştir. Ayrıca bit ve güç yükleme algoritması ile temel DGM-ATYM yapısına göre durağan ve türbülanslı koşullarda performans iyileştirmeleri sağladığı ve türbülans şiddeti 0.3 seviyesinde olan kanal ortamında, ölçülen kanal bilgisinin kullanılması sayesinde temel DGM-ATYM yapısına göre belirgin SGO ve veri hızı kazancı sağlandığı rapor edilmiştir.

3. SINIFLANDIRMA VE GENETİK ALGORİTMA

Makine öğrenmesi, bilgisayar sistemlerinin geçmiş verilere dayanarak kendini geliştirmesi ve belirli görevlerdeki başarımını artırması sürecidir. Bu süreçte kullanılan modeller, eğitim verileri aracılığıyla öğrenir ve kendilerini optimize eder. Öğrenilen bu modeller, sadece geleceğe dair tahminler yapmak amacıyla kullanılabilmesi gibi, verinin iç yapısını anlamak ve gruplamak gibi açıklayıcı görevlerde de kullanılabilir. Bazı modeller ise hem tahmin hem de açıklama işlevini birlikte gerçekleştirebilir (Hussain ve Mahmood, 2021). Makine öğrenmesinin temelinde, örneklem veriler üzerinden çıkarım yapma amacı bulunduğundan, bu alan istatistik kuramına dayanarak matematiksel modelleme yapar. Öte yandan, makine öğrenmesinde iki temel işlevden birincisi, eğitim sürecinde büyük veri hacmini işleyebilecek etkin algoritmaların geliştirilmesi; ikincisi ise, öğrenilen modelin çıkarım aşamasında zaman ve bellek bakımından verimli biçimde çalışmasını sağlamaktır. Nitekim bazı uygulamalarda, bir modelin tahmin doğruluğu kadar, algoritmanın çalışma süresi ve kaynak tüketimi de belirleyici öneme sahiptir (Ethem Alpaydın, 2021).

3.1. Sınıflandırma

Sınıflandırma, ortak özellikler taşıyan nesne, olay ya da kavramların belirli kategorilere ayrılması sürecidir. Bu süreç, veri kümesi üzerinde anlamlı yapılar oluşturmak amacıyla benzerlik ve ayrışma ölçütlerine dayanarak gerçekleştirilir (Zhechen Zhu ve Asoke K. Nandi, 2015). Temel amacı, gözlemlenen varlıklar arasında yapısal ve hiyerarşik bir düzen kurmak olan sınıflandırma, yeni gözlemleri önceden tanımlanmış sınıf etiketleri üzerinden otomatik ve sistematik bir değerlendirme yapılmasını sağlamayı amaçlar (Susan Batley, 2005).

Sınıflandırma, makine öğrenmesinin denetimli öğrenme paradigması içinde yer alan temel bir problem türüdür ve amacı, geçmişte etiketlenmiş verilerden öğrenilen desenlere dayanarak yeni verileri önceden tanımlı sınıflara doğru şekilde atamaktır (Richard O. Duda vd., 2001). Sınıflandırma problemlerinde başarıya ulaşmak, doğrudan verinin kalitesi ve işlenebilirliği ile ilişkilidir. Bu nedenle sınıflandırma sürecinin ilk aşaması, verilerin ön işlenmesi olarak adlandırılır. Bu aşamada, sınıflandırma algoritmalarının doğru çalışabilmesi için veriler üzerinde çeşitli düzenlemeler yapılır. Eksik veya hatalı verilerin temizlenmesi, gürültülerin azaltılması, verilerin ölçeklenmesi ve normalizasyonu gibi

işlemler, modelin eğitilmesini kolaylaştırır ve sınıflandırma başarısını artırır. Özellikle farklı ölçekteki özelliklerin etkilerini dengelemek amacıyla yapılan boyutlandırma işlemleri, uzaklık tabanlı sınıflandırma algoritmaları açısından kritik öneme sahiptir (Trevor Hastie vd., 2009). Veri uygun biçime getirildikten sonra, sınıflandırma sisteminin performansını artırmak için öznitelik çıkarımı süreci gerçekleştirilir. Bu aşamada amaç, sınıflandırmayı en iyi şekilde gerçekleştirecek özellikleri belirlemek ve veriyi daha sade ama daha anlamlı bir yapıya dönüştürmektir (Chennagiri vd., 2024). Ham verideki karmaşık ve yüksek boyutlu yapı, sınıflandırma algoritmalarının öğrenme sürecini olumsuz etkileyebilir. Bu nedenle istatistiksel öznitelik çıkarımı, Fourier veya dalgacık dönüşümleri gibi teknikler kullanılarak verideki temel sınıflandırıcı örüntüler ortaya çıkarılır. Böylece, öğrenme algoritmasının gereksiz bilgidan arındırılmış, temsil gücü yüksek özellikler üzerinden sınıflama yapması sağlanır (Pang-Ning Tan vd., 2019).

3.2.Sınıflandırma Algoritmalarında Temel Performans Ölçütleri

Sınıflandırma algoritmalarının başarımını değerlendirmek için çeşitli performans ölçütleri kullanılır. Bu ölçütler, modelin tahmin ettiği sınıflarla gerçek sınıflar arasındaki ilişkiyi nicel olarak ifade eder ve modelin doğruluğunu, güvenilirliğini ve genelleme yeteneğini analiz etmeye yardımcı olur. Doğruluk, hassasiyet, F1 skoru ve hata oranı gibi temel metrikler, özellikle dengesiz veri setlerinde modelin güçlü ve zayıf yönlerini ortaya koymak açısından önemlidir. Performans ölçütleri sayesinde, farklı sınıflandırma algoritmaları nesnel olarak karşılaştırılabilir ve probleme en uygun model belirlenebilir (Richard O. Duda vd., 2001).

3.2.1. Doğruluk

Doğru sınıflandırılan örneklerin oranını ifade eder. Genellikle tüm sınıflar için doğruluk oranı hesaplanır. Doğruluk, doğru tahminlerin toplam tahminlere oranı olarak hesaplanır. Yani doğruluk, doğru sınıflandırılan örneklerin tüm örneklere oranıdır. Matematiksel olarak, doğruluk aşağıdaki eşitlik ile ifade edilir (Sammut ve Webb, 2017):

$$\text{Doğruluk} = \frac{\text{Doğru Tahminler}}{\text{Tüm Tahminler}} \quad (33)$$

Yüksek doğruluk, modelin verilen veri örneklerini doğru bir şekilde sınıflandırdığı anlamına gelirken, düşük doğruluk, modelin daha fazla iyileştirilmeye veya değiştirilmeye ihtiyaç duyduğunu gösterir (Sammur ve Webb, 2017).

3.2.2. Hassasiyet

Bir sınıf için doğru pozitif tahmin edilen örneklerin, toplam pozitif tahmin edilen örneklerin oranını ifade eder. Yanlış pozitiflerin etkilerini değerlendirir (Sammur ve Webb, 2017).

$$\text{Hassasiyet} = \frac{\text{Doğru Pozitifler}}{\text{Doğru Pozitifler} + \text{Yanlış Pozitifler}} \quad (34)$$

Doğru pozitifler, gerçek pozitif sınıfa ait örneklerin doğru bir şekilde tahmin edildiği durumları ifade ederken, Yanlış pozitifler, gerçek negatif sınıfa ait örneklerin yanlış bir şekilde pozitif olarak tahmin edildiği durumları ifade eder. Hassasiyet, bir modelin belirli bir sınıfı ne kadar doğru bir şekilde tanımladığını gösterir. Yüksek hassasiyet, modelin bu sınıfı tanımlama konusunda daha başarılı olduğunu gösterirken; düşük hassasiyet, modelin daha fazla iyileştirilmeye ihtiyaç duyduğunu gösterir. Hassasiyet, özellikle dengesiz sınıflara sahip veri setlerinde önemli bir metriktir (Sammur ve Webb, 2017).

3.2.3. Duyarlılık

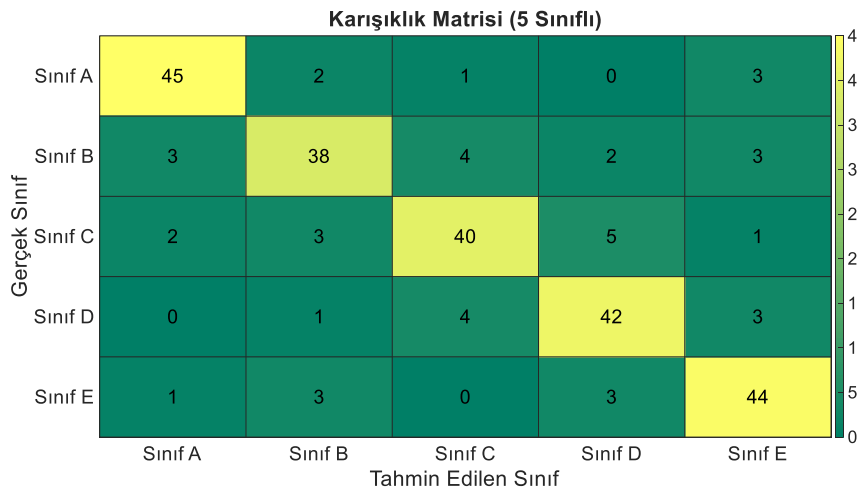
Bir sınıf için doğru pozitif tahmin edilen örneklerin, toplam gerçek pozitif örneklere oranını ifade eder. Duyarlılık, yanlış negatiflerin etkilerini değerlendirir (Sammur ve Webb, 2017).

$$\text{Duyarlılık} = \frac{\text{Doğru Pozitifler}}{\text{Doğru Pozitifler} + \text{Yanlış Negatifler}} \quad (35)$$

Doğru Pozitifler, gerçek pozitif sınıfa ait örneklerin doğru bir şekilde tespit edildiği durumları ifade ederken, Yanlış Negatifler, gerçek pozitif sınıfa ait örneklerin yanlışlıkla negatif olarak tespit edildiği durumları ifade eder. Duyarlılık, özellikle gerçek pozitifleri kaçırmamak önemli olduğunda önemli bir metriktir. Örneğin, tıbbi teşhislerde veya anormallik tespiti gibi alanlarda, duyarlılık çok önemlidir çünkü gerçek pozitiflerin kaçırılması hayati öneme sahip olabilir (Sammur ve Webb, 2017).

3.2.4. Karışıklık matrisi

Gerçek ve tahmin edilen sınıflar arasındaki ilişkiyi gösteren bir tablodur. Karışıklık matrisi, sınıflandırma performansını detaylı bir şekilde değerlendirmek için kullanılır (Sammur ve Webb, 2017). Şekil 3.1 de verilen, 5 farklı sınıfa sahip bir sınıflandırma modelinin performansını değerlendirmek için kullanılan örnek bir karışıklık matrisidir. Bu matrisin yatay eksenini modelin tahmin ettiği sınıfları, dikey eksenini ise verinin gerçek sınıflarını temsil eder. Her hücredeki sayı, modelin kaç örneği ilgili sınıf olarak tahmin ettiğini gösterir. Özellikle köşegen üzerindeki sayılar modelin doğru sınıflandırmalarını yansıtır; örneğin “Sınıf A” için 45 örnek doğru tahmin edilmiştir.



Şekil 3.1 Karışıklık matrisi örneği

Diyagonal dışındaki hücrelerde yer alan sayılar ise modelin yaptığı hataları ifade eder; örneğin model, 2 adet “Sınıf A” örneğini yanlışlıkla “Sınıf B” olarak tahmin etmiştir. Bu görsel analiz, modelin hangi sınıfları birbirine karıştırdığını, hangi sınıflarda daha başarılı veya yetersiz olduğunu net bir şekilde ortaya koyar ve özellikle çok sınıflı modellerde model iyileştirmesi için kritik bilgiler sunar.

3.3. Sınıflandırma İçin K-En Yakın Komşu Algoritması

K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors, KNN) algoritması, parametrik olmayan ve denetimli öğrenme temelli bir makine öğrenmesi yöntemidir (Sun ve Huang, 2010). Etiketlenmiş bir eğitim veri kümesine dayanarak, yeni gelen bir örneğin sınıfı; öznitelik uzayında kendisine en yakın K komşunun sınıf etiketleri göz önünde bulundurularak,

çoğunluk oyu veya komşu değerlerin ortalaması ile belirlenir. KNN algoritması, modelleme aşamasında öğrenme yapmaması nedeniyle tembel öğrenme sınıfına girer ve sınıflandırma işlemini yalnızca test aşamasında gerçekleştirir (Garcia vd., 2010). Özellikle, veri kümelerinin kümeler hâlinde dağıldığı ve önceden modelleme yapılmasının güç olduğu durumlarda yüksek doğrulukla çalışabilir. Temel hesaplama, genellikle Öklid mesafesi gibi metriklerle veri noktaları arasındaki benzerliği ölçmeye dayanır (Taunk vd., 2019).

Sınıflandırma ve regresyon problemlerinde sıkça kullanılan KNN, örnek tabanlı bir öğrenme yöntemidir (Okfalisa vd., 2017). Bu algoritmanın performansı, seçilen bazı temel parametrelere doğrudan bağlıdır. Özellikle K değeri (komşu sayısı), mesafe ölçütü ve ağırlıklandırma yöntemi, modelin doğruluğu ve genelleme yeteneği üzerinde belirleyici rol oynar (Tamrakar vd., 2019). Algoritma parametrelerinin uygun şekilde seçilmesi hem sınıflandırma hatalarının azaltılmasına hem de modelin daha istikrarlı hale gelmesine katkı sağlar. Bu nedenle, KNN algoritması uygulanmadan önce parametrelerin dikkatli bir şekilde değerlendirilmesi gereklidir (Ren ve Gong, 2024). Mesafe ölçümü, veri noktaları arasındaki benzerliği değerlendirmede KNN algoritması için temel belirleyicidir. En yaygın kullanılan ölçümlerden biri olan Öklid mesafesi, iki nokta arasındaki düz çizgi uzaklığını ifade eder ve özellikle sürekli, sayısal veriler için uygundur. Bu mesafe, her bir özelliğe ait farkların karesi alınarak toplamalarının kareköküyle hesaplanır. Matematiksel olarak aşağıdaki denklemle ifade edilir (Zhuang ve Cao, 2023):

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (36)$$

Burada x ve y karşılaştırılan iki veri noktasını ifade eder (n boyutlu vektörler için). Eşitlikte verilen x_i ve y_i x , y vektörlerinin i . özelliğidir.

Kullanılan bir diğer yaygın mesafe ölçütü City Block ya da diğer adıyla Manhattan mesafesidir. Bu mesafe, iki nokta arasındaki uzaklığı yatay ve dikey adımlarla ölçerek hesaplar ve şehir blokları arasında yürümeye benzer bir yaklaşım sunar. Özelliklerin bağımsız ve eşit önemde olduğu durumlarda kullanışlıdır. Her bir özelliğe ait farkın mutlak değeri alınarak toplanır ve aşağıdaki eşitlik ifade edilir (Ren ve Gong, 2024)

$$D(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (37)$$

Burada x ve y , karşılaştırılan iki veri noktasıdır (n boyutlu vektörlerdir). x_i , x vektörünün i . özelliğini, y_i ise y vektörünün i . özelliğini temsil eder. $|x_i - y_i|$, bu iki özelliğin mutlak farkını ifade eder.

3.4. Öznitelik Seçimi İçin Genetik Algoritma

Genetik algoritmalar (GA), çözüm arama işlemini biyolojik evrim sürecinden esinlenerek gerçekleştiren, rastlantısal (olasılıksal) bir arama yöntemidir (M. Yasin Özsağlam ve Mehmet Çunkaş, 2008). Çok sayıda olası çözümün bulunduğu büyük problem uzaylarında kullanılır. Her bir olası çözüm, bir dizi şeklinde temsil edilir. Bu dizilerden oluşan bir grup (popülasyon) aynı anda işlenir, böylece birçok çözüm adayı aynı anda değerlendirilmiş olur. GA bu adayların içindeki başarılı parçaları fark ederek onları yeni çözüm adayları üretmek için yapı taşı olarak kullanır. Bu sayede, zamanla daha iyi çözümler üretmeye yönelir. Aynı anda çok sayıda adayı işlediği ve başarılı kısımları sistemli biçimde kullandığı için, GA çözüm aramada hem etkili hem de hızlı olabilir (Goldberg ve Holland, 1988).

Makine öğrenmesi ve veri madenciliği alanlarında, büyük boyutlu veri kümeleriyle çalışırken en uygun özniteliklerin seçilmesi hem modelin doğruluğunu artırmak hem de hesaplama karmaşıklığını azaltmak açısından kritik bir adımdır (Chennagiri vd., 2024). Bu amaçla gerçekleştirilen öznitelik seçimi, boyut indirgeme sürecinin temel bileşenlerinden biridir. Geleneksel yöntemler genellikle sınırlı sayıda alt küme üzerinde çalıştığı için yerel optimumlara takılma riski taşır. Bu sınırlamaları aşmak için, GA gibi evrimsel yaklaşımlar önerilmiştir. GA, öznitelik alt kümelerini ikili kromozomlar olarak temsil eder ve rastgele başlatılmış bir popülasyon üzerinden seçim, çaprazlama ve mutasyon işlemleriyle daha uygun öznitelik kombinasyonlarını arar. Bu süreçte her bireyin uygunluğu, bir sınıflandırıcının başarımına göre değerlendirilir ve evrimsel döngü sonucunda en etkili öznitelik kümesi elde edilir. Böylece GA, hem geniş arama alanlarını daha verimli tarayarak küresel çözümlere ulaşma şansı sunar hem de modelin daha yalın ve etkili hale gelmesine katkı sağlar (Taha vd., 2024). Genetik algoritma, sınıflandırma problemlerinde gereksiz ya da düşük etkili özniteliklerin elenerek en uygun öznitelik alt kümesinin belirlenmesi amacıyla kullanılan etkili bir arama yöntemidir. Bu süreç, biyolojik evrimi taklit eden bir

dizi adımdan oluşur. Genetik algoritmanın temel adımları sırasıyla kodlama, başlangıç popülasyonunun oluşturulması, uygunluk değerlendirmesi, seçim, çaprazlama, mutasyon ve yeni neslin oluşturulmasıdır (Grimaccia vd., 2007). Her adım, öznelik seçiminde daha etkili bireylerin ortaya çıkmasını sağlayarak model başarımını artırmaya katkıda bulunur. Bu adımların her biri, algoritmanın genel başarısını doğrudan etkilediği için dikkatle tasarlanmalı ve uygun parametrelerle desteklenmelidir.

Erken yakınsama GA, kullanımında karşılaşılan önemli sorunlardan biridir. Bu durum, algoritmanın küresel en iyi çözüme ulaşmadan yerel bir optimumda takılı kalmasıyla ortaya çıkar. Erken yakınsamanın başlıca nedenleri arasında; seçim sürecinde bazı kritik genlerin kaybolması, çaprazlama işlemiyle faydalı yapıların bozulması ve mutasyon oranı, çaprazlama oranı ile popülasyon büyüklüğü gibi parametrelerin yetersiz veya dengesiz ayarlanması yer alır (Potts vd., 1994). Bu sorunlar temel olarak iki ana etkiyi ortaya çıkarır: popülasyondaki çeşitliliğin azalması ve keşif ile sömürü arasındaki dengenin bozulması. Başka bir deyişle, çözüm uzayının geniş çapta taranması ile iyi çözümlerin daha ayrıntılı geliştirilmesi arasında sağlıklı bir denge kurulamamış olur (T.-H. Li vd., 1992).

3.4.1. Bireylerin kodlanması

Bireyler, problemi çözmek üzere farklı kodlama yöntemleriyle temsil edilir. Bu tezde de kullanılan ikili kodlama yönteminde her gen 0 veya 1 değeri alır. 1, ilgili özneliğin seçildiğini; 0, seçilmediğini belirtir. Gerçek sayı kodlama yönteminde her gen belirli bir aralıkta sürekli bir değer alır. Bu yöntem genellikle $[0,1]$ veya belirli bir parametre aralığında tanımlanır. Tamsayı kodlama yönteminde her gen bir tam sayı değeri alır ve bu genler belirli bir dizilim, görev atama ya da sıralama işlemlerini temsil eder. Permütasyon kodlama ise her genin benzersiz bir öğeyi temsil ettiği ve genlerin sırasının çözümün anlamını belirlediği bir yöntemdir. Genellikle sıralama problemlerinde kullanılır (Engin Ufuk Ergül, 2010).

3.4.2. Popülasyon büyüklüğü

Başlangıç popülasyonu, arama sürecine başlanmadan önce rastgele oluşturulan bireyler topluluğudur. Her birey, özneliklerin farklı bir kombinasyonunu temsil eder ve potansiyel bir çözüm adaydır. Bu popülasyon, genetik algoritmanın çeşitliliğini belirleyen önemli bir faktördür. Popülasyon büyüklüğü, aynı anda kaç bireyin değerlendirileceğini belirler ve sabit

bir sayıdır. Bu büyüklük, genellikle problem karmaşıklığına göre seçilir; çok küçük popülasyonlar arama uzayını yeterince kapsayamazken, çok büyük popülasyonlar hesaplama maliyetini artırabilir. Popülasyon büyüklüğü uygun şekilde ayarlandığında, algoritmanın hem çeşitliliği ve yakınsama hızı üzerinde olumlu etkiler sağlar (Lin, 2009).

3.4.3. Uygunluk Değerlendirmesi

Uygunluk fonksiyonu, GA sürecinde her bireyin probleme ne ölçüde çözüm sunduğunu niceliksel olarak değerlendiren matematiksel bir ölçüttür. Bu fonksiyon, her bir programın popülasyon içindeki başarımını belirler ve bireylerin seçim, çaprazlama ve mutasyon gibi evrimsel işlemlere katılma olasılıklarını doğrudan etkiler (Y.-M. Li vd., 2007). Uygunluk değerlendirme her bireyin ne kadar başarılı bir çözüm sunduğunu belirlemek amacıyla yapılır. Bu değerlendirme, her bireyin temsil ettiği öznitelik kombinasyonu ile bir sınıflandırma modeli eğitilerek gerçekleştirilir. Elde edilen sınıflandırma performansı, bireyin uygunluk değeri olarak kabul edilir. Uygunluk değeri genellikle doğruluk, F1 skoru, hata oranı veya bu ölçütlerin birleşiminden oluşan bir fonksiyonla hesaplanır. Amaç, yüksek sınıflandırma başarımı sağlayan bireylere yüksek uygunluk değeri vermek ve bu bireylerin genetik işlemlerle sonraki nesillere aktarılmasını sağlamaktır (Engin Ufuk Ergül, 2010).

3.4.4. Seçilim

Seçilim, bir sonraki nesilde yer alacak bireylerin belirlenmesi sürecidir. Bu adımda, mevcut popülasyondaki bireylerin uygunluk değerlerine göre seçim yapılır. Uygunluk değeri yüksek olan bireylerin seçilme olasılığı daha fazladır. Böylece, daha iyi çözümler bir sonraki nesle taşınır (Shukla vd., 2015). Bu tezde kullanılan turnuva seçimi GA da en yaygın kullanılan seçim yöntemlerinden biridir. Bu yöntemde, tüm popülasyondan rastgele seçilen 'n' birey arasında bir turnuva düzenlenir; en yüksek uygunluk değerine sahip birey kazanan olarak belirlenir ve GA'nın sonraki evrimsel işlemleri için seçilir. Turnuvaya katılan birey sayısı turnuva boyutu olarak adlandırılır ve en sık kullanılan boyut 2'dir; bu durum ikili turnuva seçimi olarak bilinir. Yöntemlerin stratejisi, diğer seçim yöntemlerine kıyasla daha düşük zaman karmaşıklığı, kolay uygulama, baskın bireylerin nüfusu ele geçirmesine karşı düşük hassasiyet ve uygunluk değerlerinin önceden ölçeklendirilmesini veya sıralanmasını gerektirmemesi gibi avantajlar sunar (Shukla vd., 2015).

3.4.5. Çaprazlama

Çaprazlama, seçilen iki bireyin genetik bilgilerini birleştirerek yeni bireyler üretme işlemi olup biyolojik anlamda çiftleşmeyi taklit eder ve mevcut çözümler arasında bilgi alışverişi sağlayarak daha iyi çözümler ortaya çıkarmayı hedefler (Yuan Weiwei vd., 2012). Çaprazlama işlemi belirli bir çaprazlama oranı ile gerçekleştirilir. Bu oran, popülasyondaki bireylerin yüzde kaçının çaprazlama işlemine tabi tutulacağını belirler. Yani çaprazlama oranı yüksekse, popülasyonda daha fazla birey yeni genetik kombinasyonlarla değiştirilir (Lakshmi ve Vivekanandan, 2014). Çaprazlama türleri arasında tek noktalı çaprazlama, iki ebeveynin kromozomları belirli bir noktadan bölünerek parça değişimi yapmasıyla uygulanır. Çok noktalı çaprazlama yönteminde ise birden fazla noktadan bölme yapılır. Uniform çaprazlama yönteminde her gen pozisyonu için ebeveynlerden biri rastgele seçilir (Silitonga vd., 2018).

3.4.6. Elitizm

Elit birey, popülasyonda en yüksek başarı puanına sahip olan birey olarak tanımlanır. GA'larda, bu bireylerin bir sonraki nesle doğrudan aktarılması, yani elitizm yöntemi, algoritmanın başarısını artırabilmektedir (Bhateja ve Kumar, 2014). Elitizmin en büyük avantajı, algoritmanın rastgele yapısı yüzünden kaybolabilecek değerli bilgileri koruyarak aramayı hızlandırmasıdır (Pereira ve Marques, 2008).

3.4.7. Mutasyon

Mutasyon, bireylerin genetik yapısında küçük rastgele değişiklikler yaparak popülasyona çeşitlilik kazandırma işlemidir (Rikatsih ve Mahmudy, 2018). Bu işlem, algoritmanın yerel optimumlara takılmadan arama uzayının farklı bölgelerini keşfetmesini sağlar. Mutasyon işlemi, genellikle belirli bir mutasyon oranı ile gerçekleştirilir. Bu oran, her bir genin tersine çevrilme (örneğin $0 \rightarrow 1$ veya $1 \rightarrow 0$) olasılığını ifade eder ve genellikle düşük tutulur (Eiben vd., 1999). İkili kodlama kullanılan öznitelik seçiminde, mutasyon bir genin değerini değiştirmek anlamına gelir. Örneğin, 1 0 1 0 1 şeklinde bir kromozomda üçüncü genin mutasyonla 0'a dönüşmesi sonucu kromozom 1 0 0 0 1 olur. Mutasyon işlemi sayesinde, popülasyonda daha önce yer almayan yeni bireyler oluşur ve bu durum, algoritmanın çözüm uzayını daha etkili taramasına yardımcı olur (Kalyanmoy Deb, 2001).

3.5. Öznitelik Çıkarımı İçin Ayırık Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık dönüşümü, sinyal işlemede ve öznitelik çıkarımında önemli bir araçtır (Chi-Man Pun ve Moon-Chuen Lee, 2004; Düzenli ve Özkurt, 2010). Zamanla değişen ve durağan olmayan sinyalleri incelemek için güçlü bir matematiksel yöntem olan bu dönüşüm hem zaman hem de frekans alanında bilgi sunan bir zaman-frekans analiz tekniğidir (Guo vd., 2022a). Sayısal analiz ve fonksiyonel analiz alanlarında, ayırık dalgacık dönüşümü (ADD), dalgacık fonksiyonlarının belirli aralıklarla örneklediği dalgacık dönüşüm türünü ifade eder (M. Fahmy Tolba vd., 2004). Fourier dönüşümüne göre önemli bir avantajı, sadece frekans bilgisini değil aynı zamanda, zaman (konum) bilgisini de yakalayabilmesidir. Bu sayede, bir sinyalin zaman içinde nerede hangi frekans bileşeninin bulunduğu belirlenebilir (Abbasi, 2019). Bir sinyali bileşenlerine ayırmak için düşük geçiren ve yüksek geçiren filtreler kullanan ADD, evrişim temelli bir dönüşüm tekniğidir. Bu teknik, sinyalin hem zaman hem de frekans bilgilerini koruyarak hızlı ve verimli bir şekilde analiz edilmesini sağlar (Akbar, 2020). Ayırık sinyaller için dalgacık dönüşümü aşağıdaki eşitlik ile ifade edilir:

$$X_{WT}(m, n) = \sum_{t=-\infty}^{\infty} x(t) v_{m,n}(t) \quad (38)$$

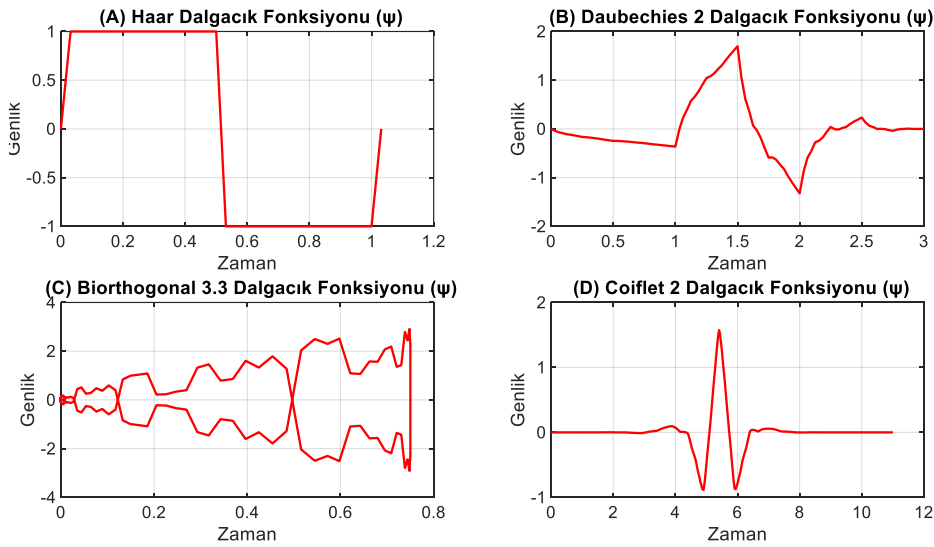
Burada $x(t)$ girdi sinyalini, $v_{m,n}(t)$ dalgacık fonksiyonunun ölçek ve konuma göre kaydırılmış ve ölçeklenmiş halini, $X_{WT}(m, n)$ ilgili ölçekte ve konumda elde edilen dalgacık dönüşüm katsayısını ifade eder.

Ayrık dalgacık dönüşümü (ADD), bir sinyali hem zaman hem de frekans düzleminde çok katmanlı olarak analiz etmeye olanak tanıyan verimli bir yöntemdir. Bu dönüşümde sinyal, yüksek ve düşük geçiren filtreler aracılığıyla **yaklaşıklık** ve **detay katsayıları** olmak üzere iki temel bileşene ayrılır. Yaklaşıklık katsayıları sinyalin düşük frekans bileşenlerini temsil ederek genel eğilimleri yansıtırken, detay katsayıları yüksek frekans içeriğini temsil eder ve ani değişimlere ya da ince yapısal farklara karşı duyarlıdır. Bu ayrıştırma çoklu seviyelerde uygulanarak sinyalin farklı çözünürlüklerde temsil edilmesi sağlanır. Böylelikle hem genel yapı hem de ayrıntılar eşzamanlı olarak analiz edilebilir; bu da özellikle görüntü işleme, öznitelik çıkarımı, gürültü azaltma ve biyomedikal sinyal analizi gibi alanlarda önemli avantajlar sunar (Guo vd., 2022a).

Bu tez kapsamında, öznetelik çıkarımı amacıyla farklı dalgacık türleri kullanılmıştır. Çalışmada, temel yapısı ve hesaplama kolaylığı nedeniyle Haar dalgacığı, düzgünlük ve yüksek frekans duyarlılığı ile bilinen Daubechies dalgacık ailesi, yeniden yapılandırma doğruluğu sağlayan biortogonal dalgacık ailesi ile simetri ve düzenlilik açısından gelişmiş yapıya sahip coiflets dalgacık ailesi tercih edilmiştir.

3.5.1. Haar dalgacığı

Haar Dalgacığı, dalgacık kuramının tarihsel gelişiminde ilk tanımlanan dalgacık fonksiyonudur ve 1909 yılında Alfréd Haar tarafından ortaya konmuştur (Guo vd., 2022b). Basit bir basamak fonksiyonu olarak tanımlanan Haar dalgacığı, en sade yapıya sahip dalgacık türüdür (Walter ve Shen, 2018).



Şekil 3.2 (A) Haar Dalgacık Fonksiyonu, (B) Daubechies ailesinden db2 dalgacık fonksiyonu, (C) Biorthogonal dalgacık ailesinden Bior3.3 dalgacık fonksiyonu, (D) Coiflets dalgacık ailesinden Coiflets 2 dalgacık fonksiyonu

Şekil 3.2 (A) ile gösterilen ve bir adım fonksiyonuna benzeyen Haar dalgacığı süreksizdir. Dönüşümün yaklaşım katsayıları sinyalin düşük frekanslı bileşenlerini ve dönüşümün detay katsayıları ise yüksek frekanslı bileşenleri temsil eder. Sinyalin düşük frekanslı bileşenlerini içeren yaklaşıklık katsayıları aşağıda verilen eşitlik ile ifade edilir (Sandeep Kaur vd., 2013):

$$cA[k] = \frac{x[2k] + x[2k + 1]}{\sqrt{2}} \quad (39)$$

Burada $[2k]$ ve $x[2k + 1]$ sinyalin ard arda gelen iki örneğidir. $\sqrt{2}$ ile bölünerek enerji korunumu ve normalleştirme yapılır. Sinyalin yüksek frekanslı bileşenlerini içeren detay katsayıları aşağıda verilen eşitlik ile ifade edilir:

$$cD[k] = \frac{x[2k] - x[2k + 1]}{\sqrt{2}} \quad (40)$$

Aynı iki örnek değer bu kez birbirinden çıkarılır (fark alınır). Bu fark, sinyaldeki yüksek frekanslı bileşenleri yani detayları, ani değişimleri veya kenarları yakalar.

3.5.2. Daubechies dalgacık ailesi

Şekil 3.2 (B) de gösterilen dalgacık türü olan Daubechies dalgacık ailesi, ayrık dalgacık dönüşümü için kullanılan bir kompakt destekli (yalnızca sonlu bir zaman aralığında 0'dan farklı değerlere sahip olan), ortogonal dalgacık türüdür ve sinyali farklı çözünürlük seviyelerinde temsil eden çok çözünürlüklü bir dönüşümdür (Cohen vd., 1992). Dönüşümün yaklaşım katsayıları sinyalin düşük frekanslı bileşenlerini ve dönüşümün detay katsayıları ise yüksek frekanslı bileşenleri temsil eder. Sırası ile aşağıda verilen eşitliklerle hesaplanır:

$$a_{j+1}[n] = \sum_k h[k - 2n]a_j[k] \quad (41)$$

$$d_{j+1}[n] = \sum_k g[k - 2n]a_j[k] \quad (42)$$

Burada; $a_j[n]$, Giriş sinyalinin düşük frekanslı bileşenlerini (Yaklaşıklık Katsayıları); $d_j[n]$, giriş sinyalinin yüksek frekanslı bileşenleri (Detay Katsayıları); $h[k]$, Düşük geçiren ölçekleme filtresi katsayıları; $g[k]$, Yüksek geçiren dalgacık filtresi katsayıları, $2n$, ölçekleme işlemini ifade eder. Daubechies dalgacık ailesi için 4 adet ölçekleme ve dalgacık

katsayısı bulunur. Ölçekleme h_k ve dalgacık g_k katsayıları şu şekildedir: Alçak geçiren filtresi h_k ; (D. Sundararajan, 2015):

$$h_0 = \frac{(1 + \sqrt{3})}{4\sqrt{2}}, h_1 = \frac{(3 + \sqrt{3})}{4\sqrt{2}}, h_2 = \frac{(3 - \sqrt{3})}{4\sqrt{2}}, h_3 = \frac{(1 - \sqrt{3})}{4\sqrt{2}} \quad (43)$$

Yüksek geçiren filtresi g_k (ölçekleme katsayılarının ters sırayla negatif işaretlisi olarak elde edilir) (D. Sundararajan, 2015):

$$g_0 = \frac{(1 - \sqrt{3})}{4\sqrt{2}}, g_1 = -\frac{(3 + \sqrt{3})}{4\sqrt{2}}, g_2 = \frac{(3 + \sqrt{3})}{4\sqrt{2}}, g_3 = -\frac{(1 + \sqrt{3})}{4\sqrt{2}} \quad (44)$$

Bu tez kapsamında dalgacık dönüşümü uygulamaları için Daubechies dalgacık ailesinden **db2** (Daubechies 2) dalgacığı tercih edilmiştir. db2, kompakt destekli yapısı nedeniyle, sinyalin genel yapısını ve ani değişimlerini etkin şekilde yakalayabilmektedir. Dönüşüm işlemlerinde kullanılmak üzere db2'ye ait düşük geçiren ve yüksek geçiren filtre katsayıları Eşitlik (43) ve Eşitlik (44)'de verilmiştir. Bu katsayılar yardımıyla, sinyal ayrık dalgacık dönüşümü yoluyla yaklaşıklık ve detay bileşenlerine ayrıştırılarak çok seviyeli analiz gerçekleştirilmiştir.

3.5.3. Biorthogonal dalgacık ailesi

Biortogonal dalgacık ailesi hem ileri dönüşümde hem de ters dönüşümde farklı filtreler kullanılarak analiz ve sentez gerçekleştirilen bir dalgacık türüdür (Rashid vd., 2020). Şekil 3.2 (C) de gösterilen biortogonal dalgacık ailesinden bior3.3 dalgacığı simetrik ve biortogonal yapısı nedeniyle görüntü sıkıştırma, kenar tespiti ve tıbbi sinyal işleme gibi alanlarda sıkça tercih edilir (Kumari ve Vijay, 2011). Sırasıyla Eşitlik (45) ve Eşitlik (46) ile hesaplanır ve elde edilen yaklaşıklık a_j ve detay d_j katsayıları 2'ye bölünerek veri azaltılır (D. Sundararajan, 2015):

$$a_j[n] = \sum_k h_k x[2n - k] \quad (45)$$

$$d_j[n] = \sum_k g_k x[2n - k] \quad (46)$$

Bu tez çalışmasında ayrıca çift-ortogonal dalgacık ailesinden **Bior3.3 (Biorthogonal 3.3)** dalgacığı da kullanılmıştır. Bu dönüşüm için gerekli olan ayrıştırıcı düşük geçiren ve yüksek geçiren filtre katsayıları kullanılarak sinyal, ayrık dalgacık dönüşümü aracılığıyla çok seviyeli olarak analiz edilmiştir.

3.5.4. Coiflets dalgacık ailesi

Coiflets dalgacık ailesi Daubechies tarafından geliştirilmiş ve daha yüksek moment koşullarını sağlayacak şekilde optimize edilmiş ortogonal dalgacıklardır(Narkhedkar ve Patel, 2014). Şekil 3.2 (D) ile gösterilen Coiflets dalgacık ailesinden Coif2 dalgacığı, Coiflets ailesinin ikinci dereceden üyesidir ve simetrik yapısı ve yüksek doğruluklu zaman-frekans çözünürlüğü nedeniyle tercih edilen dalgacığın katsayıları aşağıda verilen eşitlik ile elde edilir (Abhinav Dixit ve Swatilekha Majumdar, 2013):

$$a_{j+1}[n] = \sum_k h[k - 2n]a_j[k] \quad (47)$$

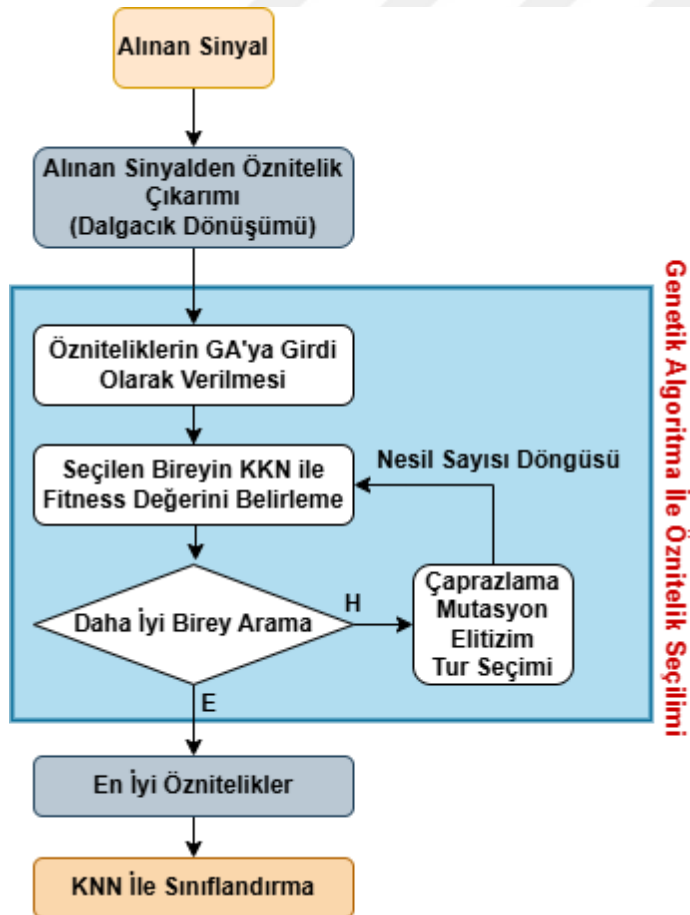
$$d_{j+1}[n] = \sum_k g[k - 2n]a_j[k] \quad (48)$$

Burada; $a_j[n]$, giriş sinyalinin düşük frekanslı bileşenlerini (Yaklaşıklık Katsayıları); $d_j[n]$, giriş sinyalinin yüksek frekanslı bileşenleri (Detay Katsayıları); $h[k]$, Düşük geçiren ölçekleme filtresi katsayıları; $g[k]$, Yüksek geçiren dalgacık filtresi katsayıları $2n$, Ölçekleme işlemini ifade eder.

Bu çalışmada kullanılan dalgacık türleri, yukarıda verilen analizlerde belirtildiği üzere coiflets, haar, daubechies ve biorthogonal olmak üzere dört farklı aile ile sınırlı tutulmuştur. Bu seçim, hem literatürde sık kullanılan dalgacık ailelerini kapsamaları hem de hesaplama maliyetini dengelemek amacıyla yapılmıştır

4. MATERYAL VE YÖNTEM

İletişim sistemlerinde güvenilir veri aktarımı sağlamak hem fiziksel kanal özelliklerinin hem de kullanılan modülasyon tekniklerinin doğru analizine bağlıdır. Özellikle su altı gibi zorlu ortam koşullarına sahip haberleşme sistemlerinde, ortamın optik özellikleri ve sinyal iletimine etkileri daha da belirleyici hale gelmektedir. Bu doğrultuda, çalışmanın önceki bölümlerinde su altı optik kanalın yapısı, ışığın ortam içerisindeki yayılımını etkileyen emilim ve saçılım mekanizmaları, bu mekanizmaların sinyal-gürültü oranı (SGO) üzerindeki etkileri ayrıntılı şekilde incelenmiştir. Ayrıca, modülasyon sınıflandırma probleminin önemi vurgulanmış; literatürde önerilen geleneksel ve yapay zekâ tabanlı yöntemler karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Bu bölümde ise, söz konusu sınıflandırma problemine yönelik olarak geliştirilen denetimli makine öğrenmesi temelli yaklaşımın yapısı detaylandırılmakta olup öznetelik çıkarımı, genetik algoritma kullanılarak gerçekleştirilen öznetelik seçimi ve sınıflandırma adımları sistematik biçimde sunulmaktadır. Geliştirilen yöntemin genel işleyişi ve bileşenleri, Şekil 4.1’de şematik olarak gösterilmektedir.



Şekil 4.1 Önerilen yöntemin sistem modeli

İlk aşamada, haberleşme kanalından alınan modüle edilmiş sinyallerden dalgacık dönüşümü yardımıyla öznitelik çıkarımı gerçekleştirilmiştir. Bu işlem sonucunda toplam 18 öznitelik elde edilmiştir. Elde edilen bu öznitelikler, genetik algoritmaya girdi olarak verilmiş ve her bir öznitelik kombinasyonu, genetik algoritma bireyi olarak değerlendirilmiştir. Başlangıçta rastgele oluşturulan birey popülasyonu, genetik algoritmanın evrimsel süreçleri olan çaprazlama, mutasyon, elitizm ve turnuva seçimi adımları ile daha iyi bireyler elde edilene kadar geliştirilmiştir. Her nesilde, bireylerin uygunluk değerleri KNN sınıflandırma algoritması kullanılarak belirlenmiştir. Burada uygunluk değeri, KNN sınıflandırıcısının doğruluk oranı olarak kabul edilmiştir. Genetik algoritmanın belirli bir nesil sayısına (100) ulaşması sonucunda en yüksek doğruluk değerine sahip birey "en iyi öznitelik kümesi" olarak seçilmiş ve bu öznitelik kümesi kullanılarak nihai KNN sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir.

4.1. Kanal Modeli

Bu çalışmada, berrak okyanus suyunda ışığın yayılımı sırasında meydana gelen zayıflamayı modellemek için BL kanal modeli temel alınmış; saçılma etkisi ise yalnızca zayıflama olarak değerlendirilmiştir. Saçılan fotonların alıcıya sonradan ulaşma katkısı dikkate alınmamıştır. Haberleşme ortamı, emilim katsayısı $a(\lambda)=0.114 \text{ m}^{-1}$ ve saçılım katsayısı $b(\lambda)=0.037 \text{ m}^{-1}$ olan berrak okyanus suyu kullanılmıştır (Kaushal ve Kaddoum, 2016). Işığın giriş gücü 1 mW olarak belirlenmiş; alıcı-verici arası mesafe ise 10 m ile 50 m arasında, her seferinde 10 m artırılarak ayrı ayrı test edilmiştir. Eşitlik (10) ile verilen denklem kullanılarak zayıflama katsayısı elde edilmiştir.

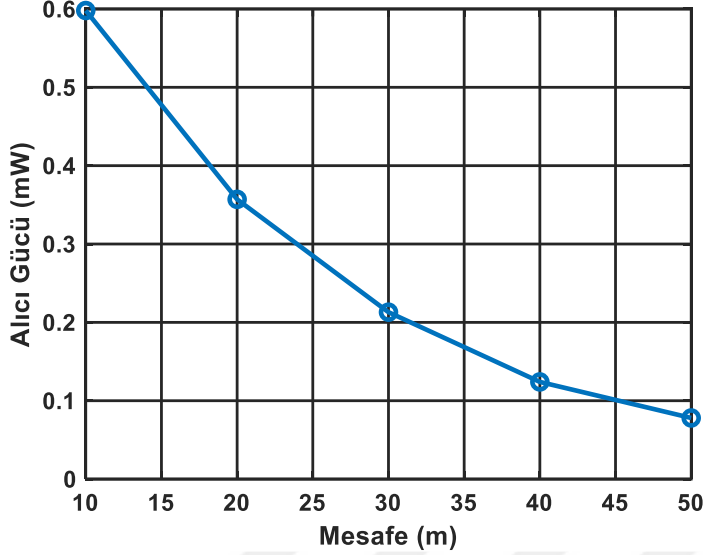
$$c(\lambda) = 0.114 \text{ m}^{-1} + 0.037 \text{ m}^{-1} = 0.151 \text{ m}^{-1}$$

Beer-Lambert kanal modeline göre, vericiden çıkan ışığın z mesafe kadar yol kat ettikten sonra alıcıya ulaşan gücü Eşitlik (24) kullanılarak hesaplıyoruz.

$z = \{z_i | i = 1, \dots, 5\}, z_i \in \{10, 20, 30, 40, 50\}$ ve $c(\lambda) = 0.151$ olmak üzere her bir mesafe için alıcıda elde edilen optik güç hesaplanmış, elde edilen güç değerleri Çizelge 4.1'de verilmiştir.

Çizelge 4.1. $c(\lambda) = 0.151 \text{ m}^{-1}$ için iletim mesafesine göre alınan optik güç

Giriş Gücü	10	20	30	40	50
1mW	0.598	0.357	0.213	0.124	0.078



Şekil 4.2 Mesafeye bağlı alınan optik güç

Şekil 4.2’de, 1 mW sabit giriş gücü altında, haberleşme mesafesine bağlı olarak alıcıda ölçülen optik güç değerleri gösterilmiştir. Mesafe arttıkça, optik sinyal gücünün belirgin şekilde azaldığı görülmektedir. Bu durum, kanalın zayıflatma etkisinin mesafe ile arttığını ve sistem performansını doğrudan etkilediğini ortaya koymaktadır.

Haberleşme sistemlerinde, bir sinyal alıcıya ulaştığında yalnızca zayıflamaya uğramaz; aynı zamanda hem haberleşme kanalından hem de sistem bileşenlerinden kaynaklanan çeşitli gürültü türlerine de maruz kalır (Lou ve Ahmed, 2022). Bu çalışmada, modelin sadeleştirilmiş ve kontrol edilebilir bir senaryoya indirgenebilmesi amacıyla hem kanal kaynaklı hem de sistem kaynaklı gürültü bileşenleri Katkılı Beyaz Gauss Gürültüsü (Additive White Gaussian Noise, AWGN) ile temsil edilmekte olup sistem performansı SGO üzerinden değerlendirilmiştir. SGO, aşağıdaki eşitlik ile tanımlanmaktadır:

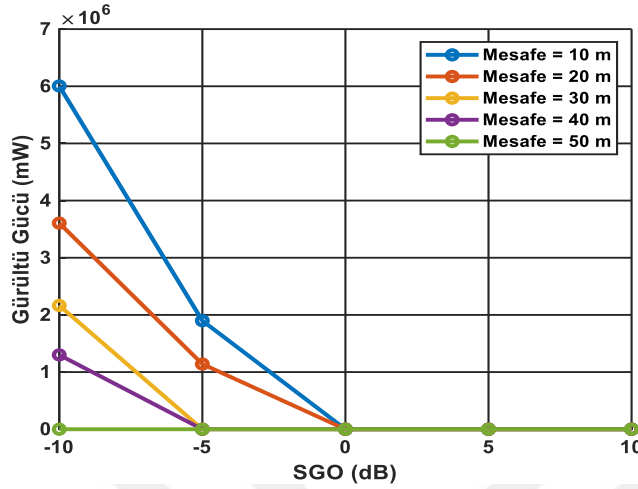
$$SGO = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{Sinyal}}{P_{Gürültü}} \right) dB \quad (49)$$

Burada P_{Sinyal} alıcıda ölçülen sinyal gücünü (mW), ve $P_{\text{Gürültü}}$ eklenen AWGN gücünü (mW) ifade eder. Eşitlik (49) kullanılarak elde edilen gürültü gücü değerleri Çizelge 4.2 de verilmiştir.

Çizelge 4.2 Çeşitli SGO değerleri için iletim mesafesine göre gürültü gücü

Mesafe (m)	SGO (dB)	Alıcı Gücü (mW)	Gürültü Gücü(mW)
10	-10	0.598	6.004956
10	-5	0.598	1.898934
10	0	0.598	0.600496
10	5	0.598	0.189893
10	10	0.598	0.06005
20	-10	0.357	3.605949
20	-5	0.357	1.140301
20	0	0.357	0.360595
20	5	0.357	0.11403
20	10	0.357	0.036059
30	-10	0.213	2.165357
30	-5	0.213	0.684746
30	0	0.213	0.216536
30	5	0.213	0.068475
30	10	0.213	0.021654
40	-10	0.124	1.300287
40	-5	0.124	0.411187
40	0	0.124	0.130029
40	5	0.124	0.041119
40	10	0.124	0.013003
50	-10	0.078	0.780817
50	-5	0.078	0.246916
50	0	0.078	0.078082
50	5	0.078	0.024692
50	10	0.078	0.007808

Farklı mesafeler için SGO değerine bağılı olarak gürültü gücündeki değişim Şekil 4.3’de sunulmuştur.



Şekil 4.3 Farklı SGO değerleri için gürültü gücü

Şekil 4.3’te farklı mesafe değerleri için Gürültü Gücü ile SGO arasındaki ilişki incelenmiştir. Grafik, SGO değeri arttıkça sabit mesafelerde ölçülen gürültü gücünün belirgin biçimde azaldığını göstermektedir. Bu durum, SGO’nun artmasıyla birlikte sinyalin, gürültü seviyesinin üzerine çıkarak daha baskın hale gelmesiyle açıklanabilir. Düşük SGO seviyelerinde (özellikle -10 dB ve -5 dB), gürültü gücü oldukça yüksektir ve bu durum sinyalin ortam gürültüsü içinde kaybolmasına yol açmaktadır. SGO değeri arttıkça, gürültü gücü üstel olarak düşmekte ve +10 dB seviyesine ulaşıldığında neredeyse tüm mesafelerde minimum seviyeye inmektedir. Özellikle uzun mesafelerde, düşük SGO değerlerinin gürültü gücü üzerindeki etkisi çok daha belirginken, yüksek SGO seviyelerinde mesafenin etkisi neredeyse yok denecek kadar azdır.

4.2. Kullanılan Modülasyon Türleri

Bu tez çalışmasında sınıflandırma amacıyla 5 farklı modülasyon türü kullanılmıştır. Çalışmada tercih edilen modülasyonlar; AKM, DFKA, DGM, DKM, ATYM olarak belirlenmiştir. Her bir modülasyon türünde aynı veri modüle edilmiş olup modülasyon işlemi aynı temel parametreler ile yapılmıştır. Modülasyon işlemleri MATLAB ortamında gerçekleştirilmiş ve kullanılan temel parametreler Çizelge 4.3’te sunulmuştur.

Çizelge 4.3 Modülasyon parametreleri

Parametreler	Değerler
Veri Sayısı	100
Veri Uzunluğu	64 bit
Veri Hızı	1000 bps
Örnekleme Frekansı	20 kHz
Taşıyıcı Sinyal Dalga Boyu	532 nm (Yeşil Işık)
Optik Sinyal Çıkış Gücü	1mW

Önerilen sistemde kullanılan temel modülasyon parametreleri Çizelge 4.3'te verilmiştir. 100 adet verinin her biri 64 bit uzunluğundadır ve 1000 bps veri hızıyla iletilmektedir. 20 kHz örnekleme frekansı, sayısal işaretlerin yeterli çözünürlükte temsilini sağlarken, taşıyıcı sinyalin dalga boyu olarak tercih edilen 532 nm yeşil ışık, SAKOH düşük zayıflama özelliği sayesinde etkili bir iletim ortamı sunmaktadır (Kaushal ve Kaddoum, 2016).

4.3. Öznitelik Çıkarımı

Öznitelik çıkarımında ADD'nin en önemli avantajlarından biri, frekans bileşenleri zamanla değişen ve farklı frekans bantlarında enerji taşıyan sinyallerin analizine olanak sağlamasıdır (T. Düzenli ve N. Özkurt, 2010). Bu yöntem, SAKOH sistemlerinde kanal koşullarına bağlı olarak (örneğin su hareketleri, dalga etkileri, türbülans) zaman içinde yapısı değişen sinyallerde hem sinyalin farklı frekans bileşenleri hem de bu bileşenlerin zaman içerisindeki değişimini ayrıntılı biçimde analiz edebilmek için kullanılmıştır. Tez kapsamında öznitelik çıkarımı amacıyla haar dalgacığı, biorthogonal dalgacık ailesi coiflets dalgacık ailesi ve daubechies dalgacık ailesi kullanılmıştır. Kullanılan dalgacık türlerinden haar dalgacığı, karar süresini azaltması ve kullanım kolaylığı nedeniyle tercih edilmiştir (Chung-Hsien Chang vd., 2010). Biorthogonal ve coiflets dalgacık aileleri ise yeniden yapılandırma yeteneklerine sahip olmaları, coiflets ailesinin ayrıca kompakt destekli ortogonal yapısı ve frekans cevaplarının düzgünlüğü, avantajı sunması nedeniyle seçilmiştir (Nadir Nourain Dawoud ve Belhaouari Samir, 2011). Daubechies dalgacık ailesi ise ADD'nin kayma hassasiyetini azaltması ve daha iyi kenar temsil özellikleri sağlaması nedeniyle sınıflandırma için önemli katkılar sağlamaktadır (Khare vd., 2014).

Çizelge 4.4 Öznitelik kümesi (Yak: Yaklaşıklık, De: Detay)

Seviye	Ortalama		Varyans		Enerji	
1	Yak	De	Yak	De	Yak	De
2	Yak	De	Yak	De	Yak	De
3	Yak	De	Yak	De	Yak	De

Bu çalışmada öznitelik çıkarımı için haar dalgacığı, daubechies dalgacık ailesinden db2 dalgacığı, biortogonal dalgacık ailesinden bior3.3 dalgacığı ve coiflets dalgacık ailesinden coif2 dalgacığı kullanılmıştır. Tezin bundan sonraki bölümlerinde db2, bior3.3 ve coif2 dalgacıkları mensup olduğu aile isimleri ile anılacaktır. Tez kapsamında dört farklı dalgacık türü için üç seviyede dönüşüm gerçekleştirilmiş olup, her seviyeye ait yaklaşıklık ve detay katsayılarının ortalama, varyans ve enerji değerleri öznitelik olarak kullanılmıştır. Oluşturulan öznitelik kümesi, Çizelge 4.4'te sunulmuştur.

4.4. Sınıflandırma

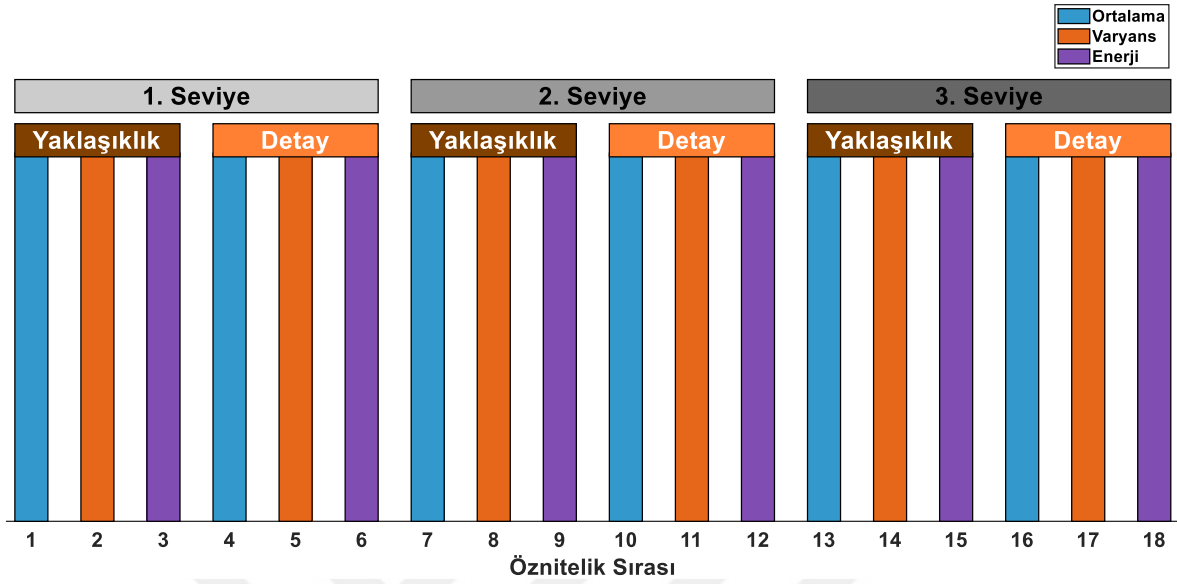
Tez kapsamında, Öznitelik çıkarımı sonrasında elde edilen toplam 18 öznitelik, sıralanmış biçimde Şekil 4.4'te sunulmuştur. Genetik algoritmada birey yapısı, bu sıralı öznitelikler arasından seçilen özniteliklerin numaralarının doğrudan belirlenmesi şeklinde tanımlanmıştır. Kod yapısında seçilmeyen öznitelikler sonuçta gösterilmemekte, yalnızca seçilen öznitelik numaraları rapor edilmektedir. Genetik algoritmanın öznitelik seçimi sürecini somutlaştırmak ve sistemin çalışma prensibini daha açık bir biçimde ortaya koymak amacıyla, örnek bir birey yapısı Çizelge 4.5 de verilmiştir.

Çizelge 4.5 GA seçilen örnek sonuç senaryosun için öznitelikler

SGO (dB)	Mesafe (m)	Dalgacık Türü	Doğruluk	Seçilen Özellikler
-10	10	Biortogonal	0.92	2,4,8

Yukarda sunulan örnek sonuç dikkate alındığında, alıcı-verici arası mesafenin 10 metre ve SGO değerinin -10 dB olduğu bir haberleşme sistemi senaryosunda, sınıflandırma işlemi biorthogonal dalgacık ailesine ait bior3.3 dalgacığı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sınıflandırma doğruluk oranı 0.92 olarak tespit edilmiştir. Bu sonuca ulaşmak amacıyla uygulanan genetik algoritma sonucunda Şekil 4.4'te sunulan öznitelikler arasından

2., 4. ve 8. öznitelikleri, sınıflandırma açısından en yüksek performansı sağlayan öznitelik alt kümesi olarak belirlemiştir.



Şekil 4.4 Öznitelik sıralaması

Bu çalışmada kullanılan GA parametreleri popülasyon boyutu 50, nesil sayısı 100, çaprazlama oranı 0.9, mutasyon oranı 0.1, turnuva seçimi boyutu 4, elit olarak korunan birey sayısı 5 ve kullanılan test verisi oranı 0.2 olarak belirlenmiştir. Bireylerin uygunluk değeri, KNN algoritması ile yapılan sınıflandırmanın doğruluk oranına göre hesaplanmış olup önerilen sınıflandırma yapısının genel işlem akışı Şekil 4.1’de sunulmaktadır.

5. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında, SAKOH sistemlerinde modülasyon sınıflandırmasına yönelik öznelik tabanlı bir yaklaşım geliştirilmiştir. Geliştirilen yöntemin genel işleyiş adımları bir önceki bölümde detaylandırılmış, sınıflandırma sürecine ilişkin işlem basamakları ise Şekil 4.1’de şematik olarak sunulmuştur. Çalışmada; Biorthogonal, Haar, Daubechies ve Coiflets olmak üzere literatürde yaygın biçimde kullanılan dört farklı dalgacık türüyle üç seviyeli ayrıştırma yapılmış ve toplam 18 öznelik elde edilmiştir. Her seviye için yaklaşıklık ve detay katsayılarından ortalama, varyans ve enerji bilgileri çıkarılarak öznelik vektörleri oluşturulmuştur. Bu öznelikler, farklı SGO ve iletim mesafesi koşulları altında test edilmiş; ardından GA ile en etkili öznelikler belirlenerek sınıflandırma performansı değerlendirilmiştir. Dalgacık tabanlı öznelik çıkarımının sınıflandırma başarısına etkisini irdeleyen bu analizler, aynı zamanda öznelik seçiminin doğruluk oranlarına katkısını ortaya koymayı amaçlamaktadır. Çalışma kapsamında elde edilen sonuçlar, farklı kanal koşullarında ve mesafelerde kullanılan dalgacık türlerine göre elde edilen doğruluk oranları ve GA tarafından seçilen öznelikler ile birlikte Çizelge 5.1’de sunulmuştur.

Çizelge 5.1 GA ile seçilen öznelikler ve doğruluk oranları

SGO	Mesafe	Dalgacık Türü	Doğruluk	Seçilen Öznelikler
-10	10	Biortogonal	0.92	2,4,8,10,15,18
-10	10	Haar	0.89	3,5,6,8,9,13,14
-10	10	Daubechies	0.9	8,11,13,14,18
-10	10	Coiflets	0.93	1,5,7,8,9,12,13
-10	20	Biortogonal	0.94	2,5,6,9,10,16,17
-10	20	Haar	0.88	2,9,10,11,12,14,16,17,18
-10	20	Daubechies	0.87	1,2,5,6,7,8,11,12,13
-10	20	Coiflets	0.90	2,5,7,14,18
-10	30	Biortogonal	0.88	3,4,5,6,7,8,9,12,13,15,17,18
-10	30	Haar	0.86	2,3,5,7,8,9,12,14,15,16,17
-10	30	Daubechies	0.85	3,6,8,11,13,18
-10	30	Coiflets	0.86	1,2,4,5,6,7,9,10,14,15,17,18
-10	40	Biortogonal	0.86	4,6,8,9,10,11,12,17
-10	40	Haar	0.89	1,3,4,6,7,8,9,11,12,13,14,5,16

Çizelge 5.1 (devamı)

SGO	Mesafe	Dalgacık Türü	Doğruluk	Seçilen Öznitelikler
-10	40	Daubechies	0.91	2,5,6,8,9,11,12,15,16,17
-10	40	Coiflets	0.89	2,5,6,8,10,11,16
-10	50	Biortogonal	0.90	3,6,8,11,12,13,15,18
-10	50	Haar	0.88	1,7,8,13,14,15,17,18
-10	50	Daubechies	0.94	2,5,6,7,8,12,13,14,16
-10	50	Coiflets	0.93	1,3,4,7,11,12,14,15,18
-5	10	Biortogonal	0.95	5,6,7
-5	10	Haar	0.91	1,2,3,6,10,11,14,15
-5	10	Daubechies	0.94	3,5,7,8,10,12,17
-5	10	Coiflets	0.87	2,3,7,8,9,10,15
-5	20	Biortogonal	0.86	2,5,9,10,11,12,15,16
-5	20	Haar	0.87	1,2,5,6,8,10,11,12,13,15
-5	20	Daubechies	0.94	1,3,5,6,10,11,14,16
-5	20	Coiflets	0.86	2,3,4,5,6,9,10,15,16,17
-5	30	Biortogonal	0.87	1,2,6,9,10,11,13,14
-5	30	Haar	0.89	1,7,9,10,12,13,17,18
-5	30	Daubechies	0.91	2,3,4,5,7,11,12,17,18
-5	30	Coiflets	0.89	2,5,6,7,9,10,11,12,15
-5	40	Biortogonal	0.91	1,6,7,10,11,13,14,17,18
-5	40	Haar	0.91	7,10,11,18
-5	40	Daubechies	0.91	1,7,8,9,10,11,16,17,18
-5	40	Coiflets	0.86	1,3,5,7,8,10,11,12,15,18
-5	50	Biortogonal	0.81	6,9,11,14,15
-5	50	Haar	0.88	4,6,9,11,12,14,15,17,18
-5	50	Daubechies	0.8	3,4,6,10,11,13,14,15,16,17
-5	50	Coiflets	0.8	4,5,7,8,14,17
0	10	Biortogonal	0.95	1,3,8,10,11,12,13,17
0	10	Haar	0.9	2,3,4,14,15,16,18
0	10	Daubechies	0.94	3,4,7,8,9,15,17,18
0	10	Coiflets	0.96	1,3,4,6,8,9,10,11,12,13

Çizelge 5.1 (devamı)

SGO	Mesafe	Dalgacık Türü	Doğruluk	Seçilen Öznitelikler
0	20	Biortogonal	0.95	1,2,4,6,7,9,10,17,18
0	20	Haar	0.89	1,3,4,5,8,11,13,14,15,17,18
0	20	Daubechies	0.9	3,4,6,9,10,12,15,16,18
0	20	Coiflets	0.92	1,3,6,7,8,9,10,11,12,16,18
0	30	Biortogonal	0.89	4,5,6,8,9,11,13,14,15
0	30	Haar	0.9	3,4,8,12,14,15,17
0	30	Daubechies	0.92	3,6,8,10,13,17,18
0	30	Coiflets	0.93	2,5,7,9,11,14,15,18
0	40	Biortogonal	0.89	1,2,4,14,15
0	40	Haar	0.87	1,2,3,4,6,7,9,11,14,15,16,18
0	40	Daubechies	0.89	2,5,6,7,9,12,13,15
0	40	Coiflets	0.9	1,3,6,11,12,13,14,17,18
0	50	Biortogonal	0.9	1,3,5,9,11,12,14,15
0	50	Haar	0.87	2,3,11,12,13,15,18
0	50	Daubechies	0.87	1,2,5,6,7,8,10,12,13,14
0	50	Coiflets	0.87	1,5,7,9,10,11,12,16,18
10	10	Biortogonal	0.92	1,2,3,9,10,11,13,14,15
10	10	Haar	0.91	1,3,4,5,7,8,9,13,14,17,18
10	10	Daubechies	0.94	2,4,12,14,15,16
10	10	Coiflets	0.95	1,3,5,7,8,9,12,15,17
10	20	Biortogonal	0.92	1,2,3,4,6,8,9,10,12,15
10	20	Haar	0.91	1,2,3,4,7,8,9,12,
10	20	Daubechies	0.89	1,5,6,9,12,14,15,16,17,18
10	20	Coiflets	0.93	7,11,14,15,17
10	30	Biortogonal	0.93	1,3,5,6,7,9,13,15,17,18
10	30	Haar	0.93	1,2,7,10,11,12,17
10	30	Daubechies	0.92	6,7,8,14,15,17
10	30	Coiflets	0.93	6,9,12,13
10	40	Biortogonal	0.91	2,6,8,9,11,14,15,17,18
10	40	Haar	0.90	3,5,6,10,11,15

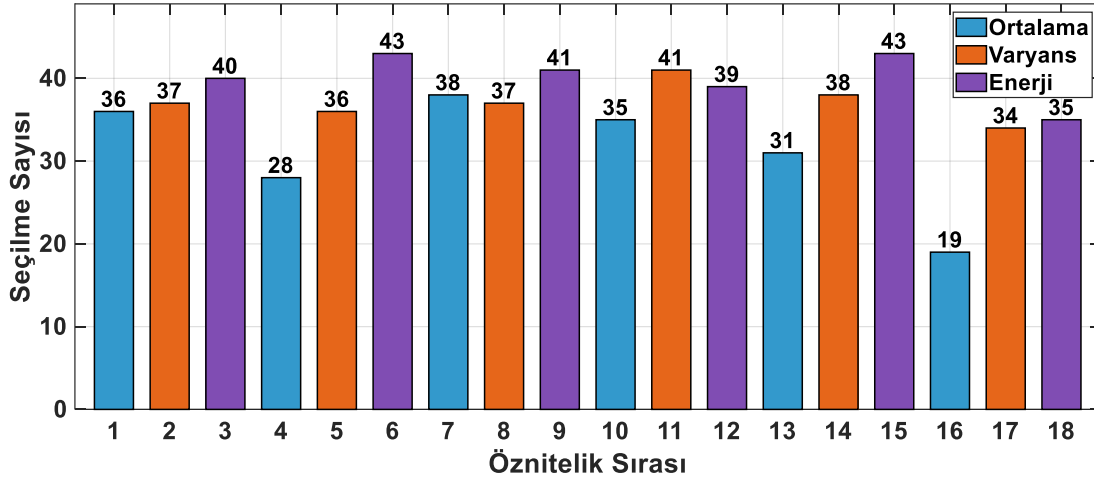
Çizelge 5.1 (devamı)

SGO	Mesafe	Dalgacık Türü	Doğruluk	Seçilen Öznitelikler
10	40	Daubechies	0.9	1,3,4,5,7,12,13,14,17,18
10	40	Coiflets	0.92	2,4,5,6,13,14
10	50	Biortogonal	0.93	1,2,3,7,12,15,18
10	50	Haar	0.88	1,2,3,9,10,11,13
10	50	Daubechies	0.91	2,3,6,8,9,14,15
10	50	Coiflets	0.9	2,3,4,6,10,15,17

Çizelge 5.1 de verilen özniteliklerin seçilme sıklığına göre en çok seçilen 5 öznitelik şu şekildedir.

- 1.Seviye Yaklaşıklık Katsayılarının Enerjisi
- 1.Seviye Detay Katsayılarının Enerjisi
- 2.Seviye Yaklaşıklık Katsayılarının Enerjisi
- 2.Seviye Detay Katsayılarının Varyansı
- 3.Seviye Yaklaşıklık Katsayılarının Enerjisi

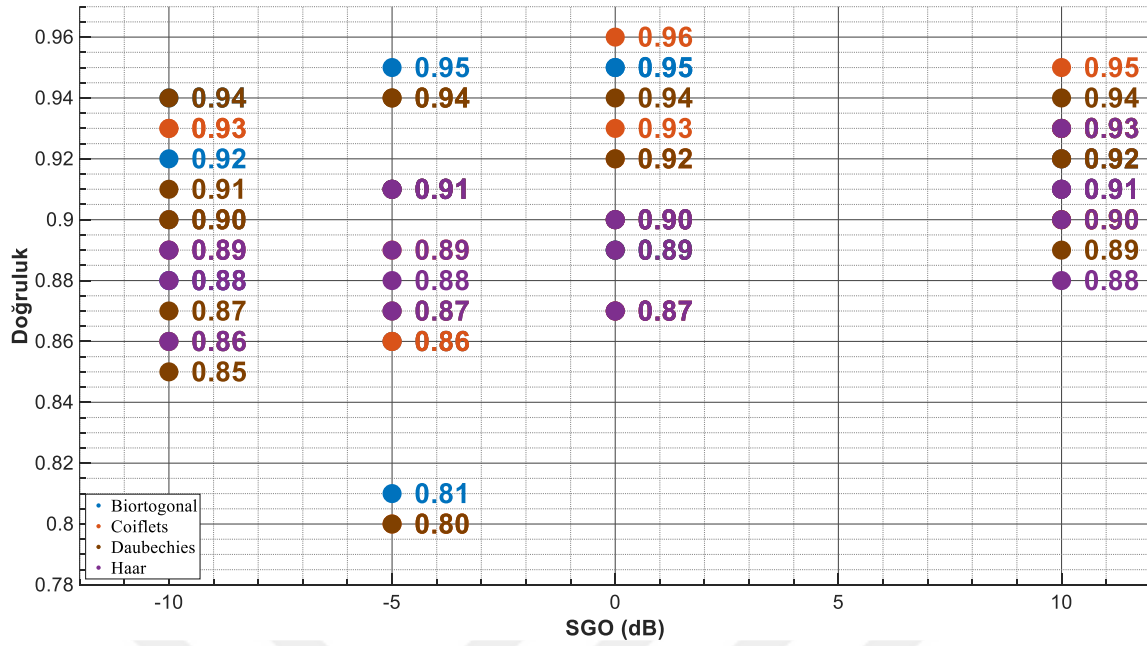
Şekil 5.1’de sunulan öznitelik seçilme frekanslarına ilişkin analiz, farklı öznitelik türlerinin sınıflandırma sürecindeki göreceli önemlerini ortaya koymak açısından dikkat çekici bulgular sunmaktadır. Grafikte, ortalama, varyans ve enerji türüne ait 18 farklı öznitelik yer almakta olup, bu özniteliklerin GA tabanlı seçim sürecinde kaç kez tercih edildikleri gösterilmektedir. Özellikle enerji bileşenlerine ait öznitelikler olan 3, 6, 9, 11 ve 15. sıradaki öznitelikler, sırasıyla 40, 43, 41, 41 ve 43 kez seçilerek en yüksek seçilme sıklığına ulaşmıştır. Bu durum, enerji türündeki özniteliklerin, sinyalin zamansal ya da frekans boyutundaki yoğunluk ya da gücünü temsil etmeleri sayesinde sınıflandırıcı modelin ayırt edici kararlarında daha belirleyici rol üstlendiğini göstermektedir. Enerji bileşenleri, özellikle dalgacık dönüşümü sonrası elde edilen detay ve yaklaşım katsayılarının toplam gücünü yansıttığından, sinyale ilişkin genel yapısal bilgileri özetleyici niteliktedir. Bu tür özniteliklerin, özellikle belirli frekans bantlarındaki önemli değişimleri temsil etmesi, sınıflandırma algoritmasının örüntü tanıma başarısını artırmaktadır. Benzer biçimde, varyans özniteliklerinin de anlamlı seçilme sıklıkları ile dikkat çektiği görülmektedir.



Şekil 5.1 Özniteliklerin seçilme sıklığı

Özellikle 2, 5, 8, 11 ve 14. sıradaki varyans bileşenlerinin 34 ile 41 arasında değişen seçilme sayıları, bu tür özniteliklerin dalgacık katsayılarının dağılım genişliği hakkında bilgi verdiğini ve dolayısıyla sınıflar arası farkları yansıtmada etkili olduğunu göstermektedir. Varyans, sinyal içerisindeki dalgalanma seviyesini temsil ettiğinden, özellikle gürültü ya da karmaşık yapıların ayrıştırılmasında önemli bir katkı sunmaktadır. Öte yandan, ortalama öznitelikleri (özellikle 4, 13 ve 16. sıradakiler), 19 ila 31 aralığında daha düşük seçilme sıklıklarıyla dikkat çekmiştir. Ortalama, sinyalin genel eğilimini yansıttığı için ayrıştırıcı etkisi sınırlı olabilir; özellikle daha yüksek seviyeli (örneğin seviye 3) dalgacık ayrıştırmalarında, ortalamanın ayırt edici gücü azalmaktadır. Bu durum, üst düzey ayrıştırma seviyelerinde sinyalin lokal detaylarından ziyade daha genel eğilimlerin hâkim olmasıyla açıklanabilir. Sonuçlar, genetik algoritmanın stokastik yapısı gereği bazı rastlantısal etkilere açık olsa da, enerji ve varyans türündeki özniteliklerin GA tarafından daha sık seçilmesi, bu türlerin sınıflandırma sistemlerinde daha yüksek katkı sunduğunu göstermektedir. Dolayısıyla, öznitelik seçim sürecinde enerji bileşenlerinin önceliklendirilmesi, hem modelin ayırt edici gücünü artırmakta hem de daha kararlı sonuçlar elde edilmesine olanak sağlamaktadır.

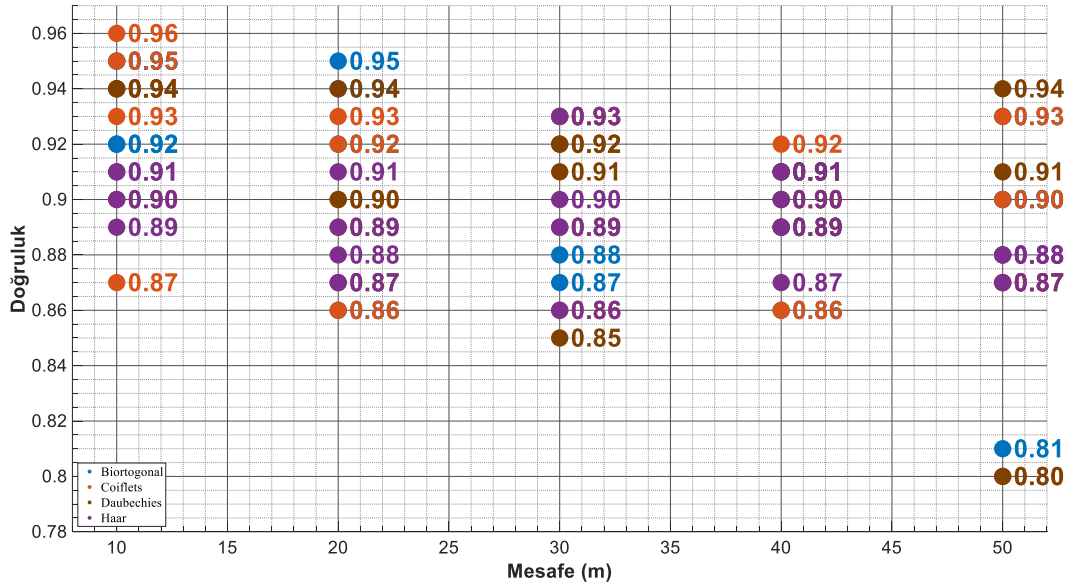
Sınıflandırma doğruluğunun SGO ile ilişkisi için Şekil 5.2 incelendiğinde, genel olarak SGO seviyesinin artmasıyla birlikte sınıflandırma doğruluk oranlarında yükseliş gözlemlenmiş olsa da, bu artışın dalgacık türüne göre farklılık gösterdiği anlaşılmaktadır. Biortogonal dalgacık ailesi, düşük SGO koşullarında 0.95 doğruluk oranına ulaşarak güçlü bir sınıflandırma performansı sergilemiş, ancak SGO'nun -5 dB civarına düştüğü durumda doğruluk oranı 0.81'e kadar azalmış ve belirgin bir performans kaybı göstermiştir.



Şekil 5.2 SGO'ya göre sınıflandırma doğruluğu

Bu durum, Biortogonal dalgacıklarının yüksek gürültü ortamlarında ayırıştırıcı özellikleri yeterince temsil edemeyebileceği ile ilişkilendirilebilir. Coiflets ve Daubechies türleri ise düşük ve orta seviyeli SGO değerlerinde daha kararsız bir doğruluk profili sergilemiş, bazı durumlarda doğruluk oranı 0.80'e kadar gerilemiştir. Bu dalgacık türleriyle elde edilen doğruluk dağılımı, özellikle düşük SGO koşullarında dalgacık tabanlı öznelitliklerin gürültüden etkilenme düzeyinin daha yüksek olabileceğini göstermektedir. Diğer yandan haar dalgacığı, 0.86 ile 0.91 arasında sınırlı kalan dar bir doğruluk aralığında, özellikle düşük SGO seviyelerinde görece bir kararlılık sergileyerek dikkat çekmiştir. Bu istikrarlı yapı, haar dalgacığının ayırıştırma gücü yüksek ancak detay seviyeleri sınırlı olan yapısıyla ilişkilendirilebilir. Öte yandan, tüm bu değerlendirmeler, öznelitlik seçiminin GA yöntemiyle gerçekleştirilmiş olması nedeniyle belirli bir rastlantısallık içermektedir. GA'nın stokastik doğası gereği seçilen öznelitlikler, dalgacık türlerinin performansına doğrudan etki etmekte olup, bu durum her dalgacık türü için optimum öznelitlik kümesinin bulunamamış olabileceğini ve sonuçların yalnızca dalgacık türüne değil, aynı zamanda kullanılan öznelitliklerin sınıflandırıcı ile olan etkileşimine bağlı olarak şekillendiğini ortaya koymaktadır. Dolayısıyla, bu analizde gözlemlenen doğruluk performansları, dalgacık türlerinin yapısal avantajları kadar, GA tabanlı öznelitlik seçiminin varyasyonları ve sınıflandırma modelinin hassasiyetine de bağlı olarak değerlendirilmelidir.

Mesafeye göre sınıflandırma doğruluğu analizi için Şekil 5.3 incelendiğinde, alıcı-verici arasındaki mesafenin artmasıyla birlikte sınıflandırma doğruluğunda genel bir azalma eğilimi gözlemlenmektedir; ancak bu eğilim, kullanılan dalgacık türlerine göre değişkenlik göstermektedir. Özellikle Biortogonal dalgacığı, 10–30 metre mesafelerde oldukça yüksek doğruluklar (0.87–0.95) sunarken, 50 metre mesafeye ulaşıldığında doğruluk oranı 0.81’e kadar düşmektedir. Bu durum, Biortogonal dalgacığının uzak mesafelerde sinyal bozulmalarına karşı daha duyarlı olduğunu göstermektedir. Coiflets türü de benzer şekilde, kısa mesafelerde 0.96 doğruluğa ulaşabilmişken, 50 metrede bu oran 0.90’e gerilemiş ve dalgacığın uzak mesafelerde ayırıştırıcı gücünü korumakta zorlandığını ortaya koymuştur.



Şekil 5.3 Mesafeye göre sınıflandırma doğruluğu

Daubechies dalgacığı ise farklı mesafe seviyelerinde 0.94–0.80 aralığında dalgalı bir performans sergilemiştir. Buna karşılık haar dalgacığı, 10 ila 50 metre arasında daha dar bir doğruluk aralığı (0.91–0.86) göstererek, özellikle uzak mesafelerde daha dengeli ve istikrarlı bir yapı sunmuştur. Bu durum, haar dalgacığının düşük çözünürlüklü ancak süreksizlikleri yakalamada etkin yapısıyla, mesafeye bağlı sinyal zayıflamalarına karşı daha dirençli olabileceğini düşündürmektedir. Ancak unutulmamalıdır ki, özneliteler GA yöntemiyle belirlendiğinden, elde edilen doğruluk değerleri yalnızca mesafe ya da dalgacık türüne değil, aynı zamanda seçilen öznelitelerin sınıflandırıcıyla olan etkileşimine de bağlıdır. GA'nın sezgisel ve rastlantısal doğası gereği her çalışmada farklı öznelitik setleri ortaya çıkabileceğinden, Şekil 5.3'teki bulgular bu çoklu etkileşimler çerçevesinde değerlendirilmelidir.

Öznitelik çıkarımı için kullanılan 4 dalgacık türü ayrı ayrı kullanılarak en çok seçilen 5 öznitelik elde edilmiş ve her dalgacık türü için tekrar sınıflandırma yapılmıştır. Yapılan sınıflandırma sonuçlara ait karışıklık matrisleri 4 dalgacık türüne göre Şekil 5.4, Şekil 5.5, Şekil 5.6 ve Şekil 5.7 de verilmiştir. Burada kullanılan modüleli sinyaller **-5 dB** SGO ya sahip, vericiye **20 m** mesafede bulunan alıcı tarafından alınan modüleli sinyaller olup tezin bundan sonraki kısmında tüm benzetimler bu parametreler üzerinden yapılacaktır. Şekil 5.4'te sunulan karışıklık matrisi, Coiflets dalgacık dönüşümü kullanılarak en çok seçilen beş öznitelik üzerinden gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçlarını göstermektedir.

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	10	0	0	0	0
	DGM	0	8	6	0	0
	DFKA	0	2	4	0	0
	DKM	0	0	0	10	0
	ATYM	0	0	0	0	10

Şekil 5.4 Coiflets dalgacık dönüşümü için karışıklık matrisi, doğruluk=0.84

Bu koşullarda elde edilen genel doğruluk oranı 0.84 olup, coiflets dönüşümünden türetilen özniteliklerin düşük SGO seviyelerinde sınıflandırma performansının sınırlı kaldığını göstermektedir. Özellikle Şekil 5.4'te sunulan karışıklık matrisi incelendiğinde, DGM ve DFKA modülasyon türleri arasındaki sınıflandırma hatası dikkat çekmektedir. DGM sınıfındaki sinyallerin bir kısmı DFKA olarak, benzer şekilde DFKA örneklerinin de bir bölümü DGM olarak etiketlenmiştir. Bu durum, her iki modülasyonun da faz bilgisini içermesi ve bu nedenle zaman-frekans düzleminde benzer öznitelikler üretmesiyle ilişkilidir. Düşük SGO seviyelerinde bu benzerlikler belirginleşmekte ve modülasyon türlerinin ayrımını güçleştirmektedir.

Buna karşılık, AKM, DKM ve ATYM sınıflarına ait sinyallerin tamamı doğru şekilde sınıflandırılmıştır. Bu sonuç, AKM, DKM ve ATYM modülasyonlarının Coiflets dalgacık dönüşümü ile açık şekilde ayrıştırılabildiğini ve sınıflandırıcı tarafından başarılı bir şekilde

tanınabildiğini göstermektedir. Sonuç olarak, coiflets dönüşümüne dayalı öznelilikler, genel olarak yüksek sınıflandırma başarısı sağlamaktadır. Ancak DGM ve DFKA sınıfları gibi benzer modülasyon yapısına sahip türler arasında karışma görülebilmekte ve bu durum, sınıflandırma performansını sınırlayabilmektedir. Bu sınıflar için daha ayırt edici öznelilikler kullanılması ya da farklı ön işleme teknikleri uygulanması önerilebilir.

Şekil 5.5'te gösterilen karışıklık matrisi, Haar dalgacık dönüşümü sonucunda elde edilen özneliliklerle yapılan sınıflandırmanın detaylarını sunmaktadır. Matriste özellikle dikkat çeken sınıflandırma hatası, DGM ve DFKA sınıfları arasında yaşanmıştır

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	10	0	0	0	0
	DGM	0	4	4	0	0
	DFKA	0	6	6	0	0
	DKM	0	0	0	10	0
	ATYM	0	0	0	0	10

Şekil 5.5 Haar dalgacık dönüşümü için karışıklık matrisi, doğruluk=0.8

Gerçek DGM örneklerinin yaklaşık yarısı DFKA olarak sınıflandırılmış, benzer şekilde DFKA örnekleri de eşit oranda DGM ve DFKA olarak tanımlanmıştır. Bu durum, haar dönüşümünün bu iki modülasyon türü arasında yeterli ayırt ediciliği sağlayamadığını göstermektedir. Zira her iki modülasyon türü hem genlik hem faz bileşeni içerdiğinden, benzer zaman-frekans karakteristikleri ortaya koyabilmektedir. Buna karşın, AKM, DKM ve ATYM sınıflarına ait tüm örnekler doğru biçimde sınıflandırılmıştır. Bu sonuç, haar dalgacığının bu modülasyon türleri için belirgin ve ayırt edici öznelilikler sunduğunu göstermektedir. Genel olarak değerlendirildiğinde, haar dalgacık dönüşümü sınıflandırma başarımı açısından etkili olmuş; ancak DGM ve DFKA sınıflarının ayırımında sınırlı kalmıştır. Bu sınıflar için daha özgül öznelilik çıkarımı ya da alternatif dönüşüm yöntemlerinin kullanımı önerilebilir.

Şekil 5.6’da gösterilen karışıklık matrisi, Daubechies dalgacık dönüşümü kullanılarak en yüksek seçilme frekansına sahip özniteliklerle gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçlarını yansıtmaktadır. Elde edilen toplam sınıflandırma doğruluğu 0.82 olup, bu dönüşümün modülasyon türlerini ayırt etme açısından etkili olduğunu göstermektedir. Matristeki dikkat çekici unsur, yine DGM (QAM) ve DFKA (QPSK) sınıfları arasında gözlenen karışıklıktır. DGM sınıfına ait örneklerin yaklaşık yarısı DFKA olarak sınıflandırılmıştır. Benzer biçimde, DFKA örneklerinin de bir kısmı DGM olarak etiketlenmiştir. Bu durum, faz ve genlik bileşenleri barındıran bu iki modülasyon türünün zaman-frekans düzlemindeki benzerliklerinden kaynaklanmaktadır.

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	10	0	0	0	0
	DGM	0	6	5	0	0
	DFKA	0	4	5	0	0
	DKM	0	0	0	10	0
	ATYM	0	0	0	0	10

Şekil 5.6 Daubechies dalgacık dönüşümü için karışıklık matrisi, Doğruluk =0.82

Buna karşın, AKM (OOK), DKM (PPM) ve ATYM (SIM) sınıfları için sınıflandırma başarımında 1 (%100) doğruluk oranına ulaşılmıştır. Bu sınıflar arasında net ayrımların yapılabilmesi, Daubechies dönüşümünün bu modülasyon türleri için güçlü ve belirgin öznitelikler sunduğunu ortaya koymaktadır. Sonuç olarak, daubechies dalgacık dönüşümü, genel sınıflandırma başarımı bakımından güçlü bir aday olarak öne çıkmaktadır. Ancak özellikle DGM ve DFKA gibi faz/genlik temelli modülasyon türleri arasında daha fazla ayırt ediciliğe ihtiyaç duyulmaktadır.

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	10	0	0	0	0
	DGM	0	5	5	0	0
	DFKA	0	5	5	0	0
	DKM	0	0	0	10	0
	ATYM	0	0	0	0	10

Şekil 5.7 Biortogonal dalgacık dönüşümü için Karışıklık Matrisi, Doğruluk =0.8

Şekil 5.7’de sunulan karışıklık matrisi, Biortogonal dalgacık dönüşümüyle seçilen özniteliklerin sınıflandırma performansını göstermektedir. Bu dönüşüm temelinde yapılan sınıflandırmanın doğruluk oranı 0.8 olarak elde edilmiştir. Daha önceki dönüşümlerde olduğu gibi bu yöntemde de DGM ile DFKA sınıfları arasında belirgin bir karışıklık görülmektedir. Her iki sınıfa ait örneklerin yarısı birbirine karışmış durumdadır. Bu durum, faz ve genlik kombinasyonlarına dayanan bu modülasyon türlerinin, Biortogonal dönüşüm tarafından yeterince ayrıştırılamadığını ortaya koymaktadır.

Öte yandan, AKM, DKM ve ATYM sınıflarında sınıflandırma doğruluğu 1 (%100) olarak elde edilmiştir. Bu sonuç, bu üç modülasyon türünün Biortogonal dönüşüm ile temsil edilen öznitelik alanında yüksek ayırt ediciliğe sahip olduğunu göstermektedir. Sonuç olarak, Biortogonal dönüşüm sınıflandırma başarısı açısından yeterli performans sunmakta; ancak DGM ve DFKA arasındaki ayrımı iyileştirmek amacıyla daha gelişmiş öznitelik seçimi veya farklı dönüşüm teknikleriyle desteklenmesi önerilmektedir.

Çizelge 5.1 de verilen özniteliklerin seçilme sıklığına göre en az seçilen 5 öznitelik sırasıyla aşağıda verilmiştir.

- 3.Seviye Detay Katsayılarının Ortalaması
- 2.Seviye Detay Katsayılarının Ortalaması
- 3.Seviye Yaklaşıklık Katsayılarının Ortalaması,
- 3.Seviye Detay Katsayılarının Varyansı
- 2.Seviye Detay Katsayılarının Ortalaması

Söz konusu özniteliklerin sınıflandırma performansına katkısını değerlendirmek amacıyla, en az seçilen beş öznitelik, dört dalgacık türü (Haar, Coiflets, Biortogonal ve Daubechies) kullanılarak elde edilmiş ve ayrı ayrı sınıflandırma modelleri oluşturulmuştur. Elde edilen sınıflandırma sonuçlarının karışıklık matrisleri sırasıyla Şekil 5.8, Şekil 5.9, Şekil 5.10 ve Şekil 5.11'de sunulmaktadır. Sınıflandırma doğruluk oranları ise sırasıyla 0.74, 0.62, 0.7 ve 0.66 olarak hesaplanmıştır.

Elde edilen karışıklık matrisleri, GA tarafından en az seçilen özniteliklerin sınıflandırma başarısı üzerindeki etkisini değerlendirmek açısından önemli bulgular sunmaktadır. Şekil 5.8–5.11'deki matrisler incelendiğinde, doğruluk oranlarının 0.62 ile 0.74 arasında değiştiği görülmektedir. Bu aralık, çalışmanın genelindeki yüksek doğruluk oranlarının oldukça altında kalmakta; bu da ilgili özniteliklerin sınıflandırma açısından sınırlı bilgi taşıdığını göstermektedir.

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	8	0	2	0	0
	DGM	2	6	5	0	0
	DFKA	0	4	3	0	0
	DKM	0	0	0	10	0
	ATYM	0	0	0	0	10

Şekil 5.8 En az seçilen 5 özniteliğin karışıklık matrisi (Haar, Doğruluk=0.74)

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	8	3	2	0	0
	DGM	0	1	6	0	0
	DFKA	2	6	2	0	0
	DKM	0	0	0	10	0
	ATYM	0	0	0	0	10

Şekil 5.9 En az seçilen 5 özniteliğin karışıklık matrisi (Coiflets, Doğruluk=0.62)

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	9	3	1	0	0
	DGM	1	3	6	0	0
	DFKA	0	4	3	0	0
	DKM	0	0	0	10	0
	ATYM	0	0	0	0	10

Şekil 5.10 En az seçilen 5 özniteliğin karışıklık matrisi (biortogonal, doğruluk=0.7)

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	7	5	2	0	0
	DGM	1	3	5	0	0
	DFKA	2	2	3	0	0
	DKM	0	0	0	10	0
	ATYM	0	0	0	0	10

Şekil 5.11 En az seçilen 5 özniteliğin karışıklık matrisi (daubechies, doğruluk=0.66)

Dört farklı dalgacık türüyle oluşturulan sınıflandırma modelleri karşılaştırıldığında, elde edilen karışıklık matrislerinin genel bir eğilimi ortaya koyduğu görülmektedir. Tüm modellerde DKM ve ATYM sınıfları yüksek doğrulukla sınıflandırılabilirken, özellikle DGM ve DFKA sınıfları arasında belirgin bir karışıklık gözlemlenmiştir.

Bu tez kapsamında GA ile seçilen özniteliklerin birlikte seçilme eğilimleri analiz edilmiştir. Bu amaçla, her özneliğin diğer özniteliklerle kaç kez aynı öznitelik kümesinde yer aldığı sayısal olarak hesaplanmış ve elde edilen 18x18 boyutundaki birlikte-seçilme sıklık matrisi kullanılarak korelasyon temelli bir değerlendirme yapılmıştır. Analizinin görsel temsili Şekil 5.12’de sunulmuştur. Analiz sonucunda, özellikle 3,6, 9, 11 ve 15 numaralı özniteliklerin yüksek birlikte seçilme frekansına sahip olduğu gözlemlenmiştir. Bu öznitelikler, birbirleriyle sıkça aynı bireyde yer almakta, dolayısıyla GA tarafından sıklıkla birlikte seçilmektedir. Ancak daha önce yapılan ortalama doğruluk analizinde bu özniteliklerin yüksek frekansa rağmen düşük doğruluklarla ilişkilendiği de tespit edilmiştir. Bu durum, söz konusu özniteliklerin *yerel minimuma* neden olabilecek potansiyel adaylar olabileceğini desteklemektedir. Dolayısıyla yapılan analiz, sadece hangi özniteliklerin sık seçildiğini değil, aynı zamanda hangi özniteliklerin birlikte çalıştığını da ortaya koyarak, özellik seçiminin optimizasyonunda önemli bir içgörü sağlamaktadır.

Çizelge 5.2, GA ile öznitelik seçimi sürecinde en çok tercih edilen ilk beş özneliğin birlikte seçilme sıklıklarını özetlemektedir. Çizelgeden de görüldüğü üzere, özellikle enerji ve varyans bileşenlerine dayalı bu öznitelikler arasında güçlü bir seçim birlikteliği söz konusudur. 1. Seviye Yaklaşıklık Enerjisi (3. öznitelik) en çok 9., 6., ve 15. özniteliklerle birlikte seçilmiş; bu durum yaklaşıklık katsayılarının enerji bileşenlerinin seviyeler arasında süreklilik gösterdiğini ortaya koymaktadır. 1. Seviye Detay Enerjisi (6. öznitelik), özellikle 9., 11. ve 15. özniteliklerle birlikte yüksek seçilme sıklığı göstermekte olup, bu durum detay enerji bilgisinin diğer seviyelerdeki yaklaşıklık enerjisi ve detay varyansı ile birbirini tamamlayıcı bir ilişki içinde olduğunu ortaya koymaktadır. 2. Seviye Yaklaşıklık Enerjisi (9. öznitelik) ve 2. Seviye Detay Varyansı (11. öznitelik), diğer seçkin özniteliklerle sık birlikte tercih edilmiş, bu da orta seviyelerde enerji ve varyans bileşenlerinin önemini vurgulamaktadır. Son olarak, 3. Seviye Yaklaşıklık Enerjisi (15. öznitelik), diğer tüm özniteliklerle olan yüksek birliktelik oranlarıyla çok seviyeli enerji bilgisinin sınıflandırmadaki belirleyici gücünü desteklemektedir.

Çizelge 5.2 En çok seçilen özniteliklerin en çok birlikte seçildiği öznitelikler

Öznitelik No	Birlikte En Çok Seçildiği Öznitelikler (Frekans)
3	9 (20 kez), 6 (20 kez), 15 (18 kez)
6	9 (25 kez), 11 (25 kez), 15 (23 kez), 3 (20 kez)
9	6 (25 kez), 15 (22 kez), 11 (20 kez)
11	6 (25 kez), 15 (21 kez), 9 (20 kez)
15	6 (23 kez), 9 (22 kez), 11 (21 kez), 3 (18 kez)

Çizelge 5.2, sınıflandırma başarısının artmasında özellikle belirli seviyelerdeki enerji ve varyans özniteliklerinin kombinasyon halinde kullanımının kritik olduğunu göstermektedir.

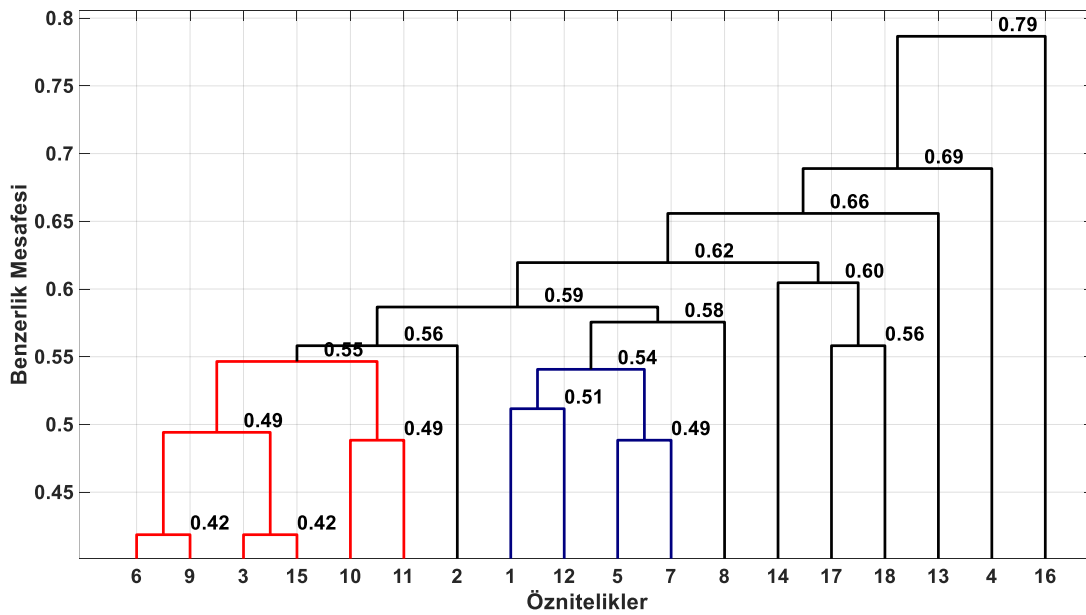
Öznitelik																	
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
36	15	21	12	16	17	22	16	20	19	21	21	18	18	16	7	15	18
15	37	15	13	17	20	16	13	20	19	17	17	10	17	23	11	11	12
21	15	40	18	16	20	17	21	20	17	20	21	17	17	25	9	17	19
12	13	18	28	11	15	12	13	15	10	10	13	9	16	18	7	15	14
16	17	16	11	36	21	22	18	20	13	16	20	15	17	18	11	15	12
17	20	20	15	21	43	15	20	15	21	23	19	20	20	23	12	17	15
22	16	17	12	22	15	38	19	20	14	15	21	13	16	17	7	19	21
16	13	21	13	18	20	19	37	19	14	17	20	18	15	18	7	17	14
20	20	20	15	20	25	20	19	41	19	20	22	14	17	24	13	18	17
19	19	17	10	13	21	14	14	19	35	22	16	11	9	15	11	15	13
21	17	20	10	16	23	15	17	20	22	41	21	17	20	21	11	14	19
21	17	21	13	20	19	21	20	22	16	21	39	16	13	20	11	16	16
18	10	17	9	15	20	13	18	14	11	17	16	31	16	11	3	12	14
18	17	17	16	17	20	16	15	17	9	20	13	16	38	23	10	17	17
16	23	25	18	18	23	17	18	24	15	21	20	11	23	43	10	18	19
7	11	9	7	11	12	7	7	13	11	11	11	3	10	10	19	8	8
15	11	17	15	15	17	19	17	18	15	14	16	12	17	18	8	34	19
18	12	19	14	12	15	21	14	17	13	19	16	14	17	19	8	19	35
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Öznitelik																	

Şekil 5.12 Özniteliklerin birlikte seçilme sıklıkları

Diğer öznitelikler incelendiğinde, özellikle 7, 8, 10, 12, 13 ve 14 numaralı özniteliklerin daha düşük seçilme ve birlikte seçilme frekanslarına sahip olduğu görülmektedir. Bu durum, bu özniteliklerin sınıflandırma performansına katkısının sınırlı olduğunu ve diğer özniteliklerle tamamlayıcı bir ilişki oluşturamadığını göstermektedir. Benzer şekilde; 16, 17 ve 18. öznitelikler ise üçüncü seviyenin detay katsayılarından türetilmiş olup, varyans ve enerji bilgisi açısından zayıf birliktelikler sergilemiştir.

Genel olarak, GA tarafından yaklaşıklık katsayılarından türetilen enerji öznitelikleri ile detay katsayılarından elde edilen varyans özniteliklerinin sınıflandırmada daha etkili gözlemlenmiştir. Özellikle 1., 2. ve 3. seviyelere ait yaklaşıklık enerjisi ile detay varyansı özniteliklerinin kombinasyon halinde kullanılması sınıflandırma doğruluğunu artırmada önemli rol oynamıştır. Elde edilen matris, öznitelikler arasında bilgi tamamlayıcılığı açısından güçlü kombinasyonların varlığını ortaya koymakta ve sınıflandırma başarısını etkileyen temel bileşenleri işaret etmektedir.

Öznitelikler arasında yapısal benzerlikleri ortaya koymak ve birlikte seçilme eğilimlerine göre kümelenmelerini analiz etmek amacıyla, hiyerarşik kümeleme yöntemi kullanılarak bir dendrogram oluşturulmuştur. Şekil 5.13'te sunulan bu görselde, öznitelikler arasındaki benzerlik mesafesi temel alınarak oluşturulan hiyerarşik kümeleme ağacı yer almaktadır.



Şekil 5.13 Öznitelik hiyerarşik kümeleme ağaç diyagramı

Dendrogram yapısı incelendiğinde, bazı özniteliklerin diğerlerine göre çok daha erken birleştiği, dolayısıyla birlikte seçilme eğilimlerinin yüksek olduğu gözlemlenmektedir. Örneğin, 6 ve 9 numaralı öznitelikler, minimum benzerlik mesafesinde bir araya gelmiş ve ortak kullanım eğilimlerinin güçlü olduğunu göstermiştir. Benzer şekilde 3 ve 15, 10 ve 11, 12 ve 5 gibi öznitelikler de düşük mesafelerde kümelenerek yüksek korelasyon veya fonksiyonel benzerlik taşıdıkları izlenimini vermektedir. Buna karşılık, 16 numaralı öznitelik, diğer özniteliklerle olan benzerlik düzeyi açısından en geç birleşen özniteliklerden biri olarak dikkat çekmekte, bu da onun diğerlerinden daha bağımsız bir bilgi taşıyıcısı olabileceğini düşündürmektedir. Ayrıca 4 ve 13 numaralı özniteliklerin de üst seviyede kümelendiği görülmektedir. Bu dendrogram yardımıyla, özellikle birbiriyle sık birlikte seçilen öznitelik kümeleri belirlenebilir ve bu kümeler üzerinden boyut indirgeme, öznitelik birleştirme veya temsil öznitelik seçimi gibi stratejiler geliştirilebilir. Böylelikle, sınıflandırma modellerinin daha yalın ve etkin hale getirilmesi mümkündür.

Hiyerarşik kümeleme analizi, öznitelikler arasındaki ortak seçilme sıklıklarına dayalı olarak gerçekleştirilmiş ve benzerlik ilişkilerine göre 5 kümeye ayrılmıştır. Bu işlemde, öznitelikler arası ortak kullanım sıklıkları normalize edilerek hiyerarşik kümeleme yapılmıştır. Kümeleme sonucunda elde edilen kümelerin içeriği ve temsilcileri Çizelge 5.3'te sunulmuştur. Çizelgede her küme içerisinde yer alan öznitelikler listelenmiş ve her küme için, sınıflandırma doğruluğuna en yüksek katkı sağlayan (yani ortalama doğruluğu en yüksek) öznitelik, temsilci öznitelik olarak atanmıştır.

Çizelge 5.3 Hiyerarşik kümeleme sonucu elde edilen 5 küme ve temsilcileri

Küme No	Küme Öznitelikleri	Küme Temsilcisi
1	1, 2, 3, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 15	6
2	14, 17, 18	14
3	13	13
4	4	4
5	16	16

Temsilcilerin belirlenmesinde, her özneliğin yer aldığı deneylerdeki sınıflandırma doğrulukları göz önüne alınarak ortalama doğruluk değeri hesaplanmış ve en yüksek değere sahip öznitelik, o kümeyi temsil edecek şekilde seçilmiştir. Bu yöntem ile her bir küme içerisinde sadece en etkili özneliğin kullanılması sağlanmış, bu da boyut indirgeme

açısından fayda sağlamıştır. Elde edilen 5 küme temsilcisi öznitelik ile sınıflandırma yapılmış, sınıflandırmaya ait karışıklık matrisleri ve doğruluk oranları her dalgacık türü için sırası ile Şekil 5. 14-17 arasında sunulmuştur. Beş küme temsilci öznitelik kullanılarak farklı dalgacık türleriyle yapılan sınıflandırma sonuçlarına ait karışıklık matrisleri incelendiğinde, DKM ve ATYM sınıflarının tüm yöntemlerde 1 doğrulukla tanınabildiği görülmektedir. Bu durum, bu iki sınıfın ayrıştırıcı özniteliklere sahip olduğunu ve temsilci öznitelikler yardımıyla kolaylıkla sınıflandırılabilirdiğini göstermektedir. Buna karşılık, AKM, DGM ve özellikle DFKA sınıfları arasında belirgin bir karışma söz konusudur. DFKA sınıfı, çoğu durumda AKM ve DGM ile karıştırılmış; hatta bazı yöntemlerde hiç doğru sınıflandırılmamıştır. Bu durum, bu üç sınıfın öznitelik uzayındaki benzerliklerinden kaynaklanan ayırım güçlüğüne işaret etmektedir. Genel doğruluk oranlarının 0.64–0.76 arasında değiştiği bu analiz, kümelenmiş temsilciler üzerinden yapılan sınıflandırmanın ayırım gücünün sınırlı kaldığını ortaya koymaktadır.

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	6	3	6	0	0
	DGM	2	5	1	0	0
	DFKA	2	2	3	0	0
	DKM	0	0	0	10	0
	ATYM	0	0	0	0	10

Şekil 5.14 Temsilci 5 öznitelik için Karışıklık Matrisi, Haar, Doğruluk=0.68

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	7	2	4	0	0
	DGM	3	5	6	0	0
	DFKA	0	3	0	0	0
	DKM	0	0	0	10	0
	ATYM	0	0	0	0	10

Şekil 5.15 Temsilci 5 öznitelik için Karışıklık Matrisi Coiflets, Doğruluk=64

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	7	2	4	0	0
	DGM	3	5	6	0	0
	DFKA	0	3	0	0	0
	DKM	0	0	0	10	0
	ATYM	0	0	0	0	10

Şekil 5.16 Temsilci 5 öznitelik için Karışıklık Matrisi Biortogonal, Doğruluk=0.64

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	7	2	3	0	0
	DGM	1	8	4	0	0
	DFKA	1	0	3	0	0
	DKM	1	0	0	10	0
	ATYM	0	0	0	0	10

Şekil 5.17 Temsilci 5 öznitelik için Karışıklık Matrisi Daubechies, Doğruluk=0.76

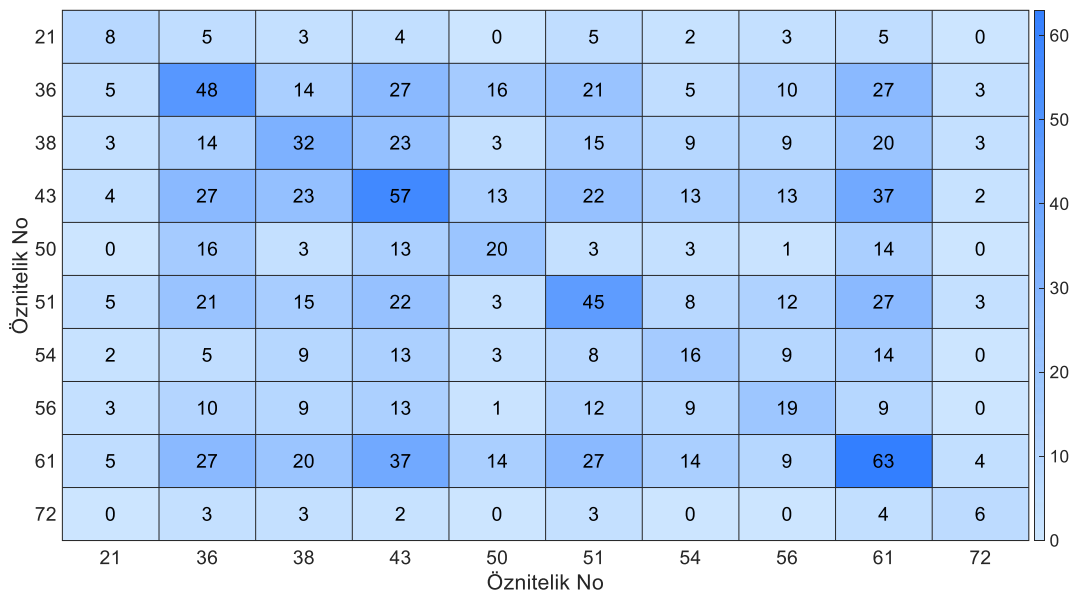
Temsilci özniteliklere dayalı sınıflandırma ile en sık seçilen özniteliklere (3, 6, 9, 11, 15) dayalı sınıflandırma sonuçları karşılaştırıldığında, dikkat çeken temel fark doğruluk oranlarında görülmektedir. Temsilci öznitelikler ile elde edilen sınıflandırmalarda doğruluk 0.64–0.76 aralığında kalırken, en sık seçilen 5 öznitelikle yapılan sınıflandırmada 0.84 gibi belirgin şekilde daha yüksek bir doğruluk elde edilmiştir. Bu durum, sık seçilen özniteliklerin veri setinde sınıflar arasındaki ayrımı daha güçlü temsil ettiğini ve modelin öğrenme sürecine daha yüksek bilgi katkısı sağladığını göstermektedir. Öznitelik kümelenmesine dayalı temsilci seçimi her ne kadar boyut indirgeme açısından anlamlı bir strateji sunsa da, en sık seçilen özniteliklerin istatistiksel olarak daha baskın ve ayrıştırıcı olduğu anlaşılmaktadır. Bu karşılaştırma, sadece yapısal benzerlik değil aynı zamanda sınıflandırma performansına katkı düzeyine göre öznitelik seçiminin önemini vurgulamaktadır. Dolayısıyla, öznitelik seçiminde hem yapısal analiz (kümeleme) hem de frekans-temelli yaklaşımlar birlikte değerlendirilmelidir.

Bu bölümde, dört farklı dalgacık türü kullanılarak elde edilen toplam 72 öznitelik, GA tabanlı öznitelik seçimi sürecine doğrudan giriş olarak verilmiştir. Böylece, herhangi bir ön eleme yapılmaksızın tüm özniteliklerin değerlendirilmesi sağlanmıştır. GA'nın parametreleri daha önceki çalışmalarda kullanılan değerlerle tutarlı olacak şekilde sabit tutulmuş; yalnızca popülasyon boyutu 100 olarak güncellenmiştir. Bu değişiklik ile, daha geniş bir arama uzayında daha kararlı ve optimum çözümlere ulaşılması hedeflenmiştir. Ayrıca bu deneyde GA en iyi öznitelikleri bulma özelliği 10 ile sınırlandırılmıştır. Elde edilen sınıflandırma başarımına ait karışıklık matrisi Şekil 5.18 de sunulmuştur.

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	10	0	0	0	0
	DGM	0	8	2	0	0
	DFKA	0	2	8	0	0
	DKM	0	0	0	10	0
	ATYM	0	0	0	0	10

Şekil 5.18 Dört dalgacık türü ile elde edilen öznitelikler ile sınıflandırma, Doğruluk =0.92

Seçilen özniteliklerle oluşturulan sınıflandırma sonucuna ait karışıklık matrisi incelendiğinde, genel olarak yüksek bir başarı elde edildiği gözlemlenmektedir. Özellikle DKM ve ATYM sınıflarında, sınıflandırma doğruluğu 1 olarak elde edilmiş olup, DGM sınıfında 2 örnek DFKA sınıfına ve DFKA sınıfından da 2 örnek DGM sınıfına atanmıştır. DGM ve DFKA sınıfları arasında karışıklığın azaldığı dikkat çekmektedir. Ancak, söz konusu modülasyon türleri arasında yapısal benzerliklerin bulunduğu ve ADD ile elde edilen istatistiksel özniteliklerin bu iki sınıfı birbirinden ayırmada yeterince etkili olamadığı da görülmektedir. Genel doğruluk seviyesi tatmin edici olsa da bu tür karışıklıkların azaltılması adına daha ayrıntılı özniteliklerin ya da ileri sınıflandırma yaklaşımlarının kullanılması önerilebilir. Bu değerlendirme, Ek-1 de sıralı listesi verilen 72 öznitelikten 21,36,38,43,50,51,54,56,61 ve 72. öznitelikleri kullanılarak elde edilmiştir. Bu özniteliklerin önemli bir kısmının "varyans" ve "enerji" gibi dağılım ve yoğunluk temelli bilgileri içermesi, sınıflandırma başarısında etkili olmuştur. Ancak bazı sınıflar arasındaki karışıklık, ayrıştırıcı gücü daha yüksek özniteliklerin ya da farklı düzeylerden dalgacık bileşenlerinin denenmesi gerektiğini düşündürmektedir. Şekil 5.19'da sunulan eşleşme matrisi, GA tarafından 72 öznitelik arasından seçilen en iyi 10 öznitelğin, oluşturulan bireyler içerisinde birlikte seçilme frekanslarını sayısal olarak göstermektedir. Analiz edildiğinde, 61 numaralı öznitelik bireylerde 63 kez yer alarak en yüksek seçilme frekansına ulaşmıştır. Bu durum, 61 numaralı öznitelğin sınıflandırma başarımına olan katkısının diğer özniteliklere kıyasla daha belirgin olduğunu göstermektedir.



Şekil 5.19 Öznitelikler arası eşleşme matrisi

Matrisin simetrik yapısı gereği, köşegen dışı değerler eşleşme ilişkilerinin karşılıklı olduğunu göstermektedir. Eşleşme matrisinde sıkça birlikte seçilen özniteliklerin büyük oranda enerji ve varyans bilgisi taşıdığı görülmektedir. Özellikle Coiflets dalgacığının 1. seviyedeki detay katsayılarının enerjisini temsil eden 43 numaralı öznitelik ile Daubechies dalgacığının 2. seviyedeki detay katsayılarının ortalamasını içeren 61 numaralı öznitelik güçlü bir birlikte seçilme eğilimi göstermektedir. Ayrıca, Haar dalgacığının 2. seviyesinde yer alan detay katsayılarının enerji ve varyansını temsil eden 36 ve 38 numaralı öznitelikler ile Daubechies dalgacığının detay katsayılarına ait enerji bilgisini içeren 51 numaralı öznitelik de yüksek eşleşme sıklığına sahiptir. Bu durum, sınıflandırma açısından sinyalin hem düşük hem de yüksek frekans bileşenlerinden elde edilen enerji ve varyans özelliklerinin kombinasyonunun önemli bir ayırtıcı bilgi sağladığını göstermektedir.

Literatür taraması bölümünde ayrıntıları verilen “Deep Learning Based Modulation Classification for Underwater Optical Wireless Communication System” başlıklı çalışmada önerilen derin öğrenme tabanlı yöntem ile, bu tez kapsamında önerdiğimiz GA öznitelik eniyileme ve KNN sınıflayıcısından oluşan yaklaşım karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sürecinde, veri setimizde yer alan modüle edilmiş sinyallerin yıldız diyagramları, ilgili çalışmada kullanılan derin öğrenme mimarisine uygun biçimde CNN tabanlı SqueezeNet modeline giriş olarak verilmiştir. İlgili çalışmada kullanılan Derin öğrenme modelinin parametreleri karşılaştırma sürecinde bire bir korunarak modelin eğitim süreci gerçekleştirilmiş ve karşılaştırma sonuçlarına ilişkin karışıklık matrisi Şekil 5.20’de sunulmuştur.

		Gerçek Sınıflar				
		AKM	DGM	DFKA	DKM	ATYM
Tahmin Edilen Sınıflar	AKM	60	0	0	15	10
	DGM	0	59	50	0	0
	DFKA	0	1	10	0	0
	DKM	0	0	0	45	5
	ATYM	0	0	0	0	45

Şekil 5.20 CNN (SqueezeNet) ile yapılan sınıflandırma Karışıklık Matrisi, Doğruluk =0.73

Şekil 5.20'deki karışıklık matrisi, CNN tabanlı SqueezeNet modelinin sınıflandırma başarımını göstermektedir. AKM, DGM (QAM) ve ATYM modülasyonları büyük oranda doğru sınıflandırılırken, DFKA (QPSK) sınıfında ciddi karışıklıklar gözlenmiş; örneklerin büyük kısmı DGM olarak hatalı sınıflandırılmıştır. Bu durum, QPSK ve QAM sinyallerinin yıldız diyagramlarındaki benzerlik nedeniyle modelin ayırt edici öznelikleri öğrenmede zorlandığını göstermektedir. Benzer şekilde, bu tezde önerilen GA-KNN yaklaşımında da aynı modülasyon çiftleri arasında karışıklık yaşanmıştır. Bu da hem geleneksel hem derin öğrenme yöntemlerinin belirli modülasyon türlerinde sınırlı ayırt ediciliğe sahip olduğunu ortaya koymaktadır. İncelenen çalışmada 1 doğruluk oranına ancak 12 dB SGO seviyesinde ulaşılmıştır. Bu değer, su altı haberleşme ortamları için gerçekçi değildir. Ayrıca, SqueezeNet mimarisi yüksek hesaplama maliyeti gerektirmektedir. Aynı model -5 dB SGO seviyesinde önerilen veri seti üzerinde sadece %73 doğruluk sunarken, bu tezde geliştirilen yöntem %84 doğrulukla daha düşük SGO koşullarında daha başarılı ve verimli bir performans sergilemiştir.

Bu tez kapsamında geliştirilen yaklaşım, düşük SGO koşullarında dahi sınıflandırma başarısını koruyabilen, açıklanabilirliği yüksek ve hesaplama açısından verimli bir çözüm sunmuştur. Elde edilen bulgular, öznelilik çıkarımına dayalı yöntemlerin hâlâ güçlü bir alternatif olabileceğini göstermiştir. Modülasyon sınıflandırmasına yönelik olarak önerilen bu yapı, ileride daha karmaşık sistemler için temel bir yapı taşı niteliği taşıyabilir. Çalışma, su altı optik haberleşme sistemlerinde güvenilir, düşük maliyetli ve uygulanabilir sınıflandırma çözümleri geliştirilmesine katkı sunarak, literatürde önemli bir boşluğu doldurmuştur.

6. TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında, SAKOH sistemleri için modülasyon sınıflandırmasına yönelik olarak ADD tabanlı öznitelik çıkarımı ve GA destekli öznitelik seçimi uygulanmıştır. Derin öğrenme tabanlı yöntemlerin yüksek hesaplama maliyetleri ve sınırlı açıklanabilirlik sorunlarına karşılık, bu çalışmada daha şeffaf ve hesaplaması kolay bir yaklaşım tercih edilmiştir. Farklı dalgacık aileleri ve dönüşüm seviyeleri dikkate alınarak öznitelik seçilme davranışları analiz edilmiş ve sınıflandırma başarısına olan etkileri teknik olarak değerlendirilmiştir.

Global çözümlere yakın sonuçlar üretme yeteneğine karşın GA'nın, yerel minimumlara takılma riski göz önünde bulundurulmuştur. Seçim eğilimlerinin değerlendirilmesi sonucunda bazı özniteliklerin (özellikle 3, 6, 9, 11 ve 15. öznitelikler) yüksek frekansla seçildiği ancak sınıflandırma başarısına anlamlı katkı sağlamadığı belirlenmiştir. Bu durum, söz konusu özniteliklerin yerel minimumlara neden olabilecek adaylar olabileceğini göstermektedir. Bu öznitelikler elendikten sonra yapılan deneylerde sınıflandırma oranlarında anlamlı bir iyileşme veya bozulma gözlemlenmemiştir. Bu sonuçlar, GA'nın çözüm uzayını yeterince tarayamasa da istikrarsız veya başarısız bir seçim süreci yürütmediğini göstermektedir. Bu bağlamda, daha verimli arama stratejilerine sahip PSO, DE veya Grey Wolf Optimizer gibi alternatif evrimsel algoritmaların değerlendirilmesi önerilmektedir.

Sınıflandırma işlemi, yalnızca beş farklı modülasyon türü ile sınırlandırılmıştır. Ancak gerçek dünya uygulamalarında daha fazla sayıda modülasyon biçiminin varlığı göz önünde bulundurulduğunda, bu sınırlı yaklaşım, modelin genelleme kapasitesini azaltmaktadır. Ayrıca sonuçlar, AKM, DKM ve ATYM modülasyonlarının daha yüksek doğrulukla sınıflandırıldığını, buna karşın DGM (QAM) ve DFKA (QPSK) türleri arasında belirgin sınıflandırma hatalarının yaşandığını göstermektedir. Bu durum, zaman-frekans düzlemindeki benzer yapılarından kaynaklanmakta olup, mevcut öznitelik kümesinin bu iki modülasyonu ayırt etmede yetersiz kaldığını ortaya koymaktadır. Bu sorunu çözmek adına, DGM ve DFKA türleri için özel olarak eğitilmiş bir ikili sınıflayıcı ya da zaman-frekans görüntülerine dayalı bir derin öğrenme modeli kullanılabilir.

Kanal modeli olarak Beer-Lambert yasasına dayalı basitleştirilmiş bir yaklaşım benimsenmiş ve iletim ortamı olarak yalnızca berrak okyanus suyu dikkate alınmıştır. Ancak, bu model çoklu saçılmayı veya türbülansı içermemektedir. Bu durum, sistem performansının gerçek dünya koşullarındaki doğruluğunu sınırlayabilir. İlerleyen çalışmalarda Monte Carlo tabanlı çoklu saçılma modelleri, RTD, farklı su tiplerinin optik parametreleri ve dinamik çevresel etkilerin dikkate alındığı daha kapsamlı kanal modelleri kullanılması düşünülebilir.

Çalışmada KNN sınıflandırma algoritması kullanılmıştır. Bu algoritma kolay uygulanabilirliği ve yorumlanabilirliği ile öne çıksa da, farklı modülasyon türleri arasındaki sınırları her durumda yeterince iyi çizemeyebilir. Karar ağaçları, SVM, rastgele ormanlar veya derin sinir ağları gibi alternatif yöntemlerle karşılaştırmalı analizler yapılması, sınıflandırma başarımını artırabilir ve yöntem seçimi için daha sağlam bir temel sağlayabilir.

Son olarak, öznitelik seçilme sıklığı analizinde enerji ve varyans özniteliklerinin ortalamaya göre daha istikrarlı biçimde seçildiği gözlemlenmiştir. Özellikle alt seviyelerdeki detay katsayılarına ait varyans bilgisi ile yaklaşıklık katsayılarına ait enerji bilgisi, sınıflandırma performansı açısından daha belirleyici öznitelikler olarak öne çıkmaktadır. Bu durum, dalgacık seviyeleri ve bileşen tiplerinin öznitelik çıkarımı sürecindeki önemini vurgulamaktadır.

Bu tez kapsamında geliştirilen modülasyon sınıflandırma sistemi, belirli tasarım ve uygulama kararları çerçevesinde başarılı sonuçlar üretmiş olsa da, bazı önemli sınırlılıklar barındırmaktadır. Bu sınırlılıkların giderilmesi, sistemin hem genelleme kapasitesinin artırılması hem de gerçek dünya uygulamalarına uyarlanabilirliği açısından kritik öneme sahiptir. Bu bağlamda, sistemin geliştirilmesine yönelik değerlendirmeler ve gelecekte yanıtlanması gereken bazı temel sorular aşağıda sunulmuştur.

Modülasyon türü ve parametreleri önceden bilinmediğinde, sistem modülasyon türünü hâlâ güvenilir şekilde tanıyabilir mi? Çalışmada, modülasyon parametreleri (örnekleme frekansı, sembol süresi vb.) bilinen sinyaller kullanılmıştır. Ancak gerçek dünya uygulamalarında bu tür parametrelere önceden erişim mümkün olmayabilir. Bu nedenle, ön bilgi gerektirmeyen kör sınıflandırma yaklaşımlarının araştırılması, sistemin bağımsızlığını ve esnekliğini artırmak adına önemli bir gelecek yönü oluşturmaktadır.

Sinyal, kanal üzerinden alıcıya sürekli ulaşmadığında sistem sınıflandırmayı sürdürebilir mi? Geliştirilen sistem, sinyalin düşük SGO seviyelerinde de olsa kesintisiz olarak alıcıya ulaştığı varsayımıyla test edilmiştir. Ancak su altı ortamında yaşanabilecek kopmalar, paket kayıpları veya ani parazit artışları, sınıflandırma sürecini sekteye uğratabilir. Bu durumlarda sistemin veri bütünlüğünü koruyabilmesi ve sınıflandırmayı sürdürebilmesi için kayıp paket tespiti, hata düzeltme kodları veya tahmine dayalı veri tamamlama teknikleri gibi bütünleyici çözümler üzerinde çalışılması gerekmektedir.

Uzak mesafelerde modülasyon türlerinin sınıflandırma başarısı nasıl etkilenir? Bu çalışma kısa mesafe koşullarına odaklanmış olup, maksimum 50 metreye kadar olan iletimlerde değerlendirmeler yapılmıştır. Ancak daha uzun mesafelerde saçılma ve zayıflama etkilerinin artması, bazı modülasyon türlerinin tanınmasını zorlaştırabilir. Bu nedenle, farklı modülasyonların uzun mesafe senaryolarındaki performanslarının karşılaştırmalı olarak incelenmesi, sınıflandırma doğruluğunu artıracak yeni stratejilerin geliştirilmesini sağlayabilir.

Geliştirilen sistem gömülü platformlarda gerçek zamanlı olarak ne derece etkili çalışabilir? Tüm sınıflandırma işlemleri çevrimdışı olarak gerçekleştirilmiş olsa da, gerçek uygulamalarda sistemin donanım düzeyinde hızlı ve düşük gecikmeyle çalışması gerekmektedir. Bu bağlamda, modelin FPGA veya DSP gibi platformlara gömülerek tepki süresi, işlem yükü ve enerji tüketimi gibi parametreler açısından değerlendirilmesi, sistemin pratikte uygulanabilirliğini ölçmek açısından kritik öneme sahiptir.

Uzak mesafeye veri iletimi için sistem bileşenlerinde ne gibi optimizasyonlara ihtiyaç vardır? Çalışmada maksimum 50 metre mesafe için değerlendirme yapılmıştır, ancak daha uzun menzilli iletişim birçok uygulama için gereklidir. Bu doğrultuda, iletim gücünün artırılması, optik ışının yönlendirme ve odaklama tekniklerinin geliştirilmesi, alıcı duyarlılığının yükseltilmesi veya farklı spektral özelliklere sahip dalga boylarının tercih edilmesi gibi sistem düzeyinde optimizasyon stratejileri üzerine yoğunlaşılması, iletişim menzilinin genişletilmesi açısından faydalı olacaktır.

Gönderilen sinyal zamanla değişen ve önceden bilinmeyen modülasyon türleri içerdiğinde, sistem bu geçişleri tespit edip doğru şekilde sınıflandırabilir mi? Çalışmada, her bir sinyal örneğinin sabit bir modülasyon türüyle kodlandığı varsayılmıştır. Ancak

gerçek dünyada, kanal koşulları veya enerji verimliliği gereksinimleri doğrultusunda zamanla değişen adaptif veya hibrit modülasyon teknikleri kullanılabilir. Bu bağlamda, ardışık modülasyon geçişlerini zaman boyutunda algılayabilen ve bu değişken yapıyı doğru şekilde sınıflandırabilen gelişmiş modellerin geliştirilmesi, sistemin uyarlanabilirliğini ve gerçek dünya senaryolarına uygunluğunu artıracaktır.

Eğer sistem, eğitim aşamasında tanımlanmamış ve önceden bilinmeyen yeni bir modülasyon türüyle karşılaşır, bu türü fark edip yeni bir sınıf olarak tanımlayabilir ve öğrenmeye devam edebilir mi? Geliştirilen sistem, yalnızca eğitim aşamasında tanımlanmış modülasyon türlerini sınıflandırmak üzere yapılandırılmıştır. Ancak gerçek dünyada, sistemin daha önce karşılaşmadığı ve eğitim verisinde yer almayan yeni bir modülasyon türüyle karşılaşması olasıdır. Bu durumda, sistemin bilinmeyen modülasyonu tanıyıp mevcut sınıflar arasında yer almadığını fark etmesi ve bunu ayrı bir sınıf olarak değerlendirebilmesi, sınıflandırma sisteminin esnekliği açısından kritik bir yetenek olacaktır. Bu doğrultuda, açık küme tanıma (open-set recognition) ve sürekli öğrenme (continual/lifelong learning) gibi yaklaşımların entegrasyonu, sistemin yeni modülasyon türlerini çevrim içi olarak öğrenip sınıflandırma sürecine dâhil etmesini mümkün kılabilir. Bu yetenek, sistemin sahada kendi kendine gelişebilmesi ve literatürde henüz tanımlanmamış modülasyon biçimlerine karşı da uyum sağlayabilmesi açısından önemli bir araştırma yönüdür.

Gelecekte, su altı sistemlerinin doğrudan su üstü birimlerle kesintisiz iletişim kurması mümkün olabilir mi? Günümüzde farklı ortamlar için ayrı iletişim teknolojileri kullanıldığından bu tür bağlantılar sınırlıdır. Ancak, hibrit protokoller ve ortamlar arası geçişi destekleyen donanımlar geliştirildiğinde, su altı ve su üstü sistemleri arasında doğrudan veri aktarımı mümkün hâle gelebilir. Bu, özellikle çok ortamlı haberleşme gerektiren uygulamalarda önemli bir araştırma alanıdır.

KAYNAKLAR

- A.Kalyanmoy Deb. (2001). *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms*. John Wiley ve Sons.
- A. Silva, O. Rodriguez, F. Zabel, J., J. Huilery, ve S. M. Jesus. (2010). Underwater acoustic simulations with a time variable acoustic propagation model . *University of Algarve, Institute for systems and Robotics*,.
- Aas, E., Højerslev, N. K., Høkedal, J., ve Sørensen, K. (2013). Optical water types of the Nordic Seas and adjacent areas. *Oceanologia*, 55(2), 471-482.
- Abbasi, M. (2019). Color Image Steganography using Dual Wavelet Transforms. *International Journal of Computer Applications*, 181(47), 32-38.
- Abhinav Dixit, ve Swatilekha Majumdar. (2013). Comparative Analysis of Coiflet and Daubechies Wavelets Using Global Threshold for Image De-Noising. *International Journal of Advances in Engineering ve Technology (IJAET)*, 6(5), 2247-2252.
- Afifah, S., Marlina, L., Chen, C.-C., Liu, Y.-L., Liaw, S.-K., ve Yeh, C.-H. (2021). Impact of Artificial Seawater and Turbulence Factors on Underwater Optical Wireless Communication. *2021 30th Wireless and Optical Communications Conference (WOCC)*, 110-114.
- Akbar, M. B. (2020). Comparison and Analysis several Wavelet from Daubechies Family in Image Compression. *2020 8th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)*, 1-4.
- AKKURT, R. (2021). Geçmişten Günümüze Kablosuz Mobil İletişim Teknolojileri. *European Journal of Science and Technology*.
- Akyildiz, I. F., Pompili, D., ve Melodia, T. (2005). Underwater acoustic sensor networks: research challenges. *Ad Hoc Networks*, 3(3), 257-279.
- Ali, A. H., Kadhim, S. A., ve Azzawi, H. M. (2018). Next Generation UWOC System Based on MIMO and QAM - OFDM Modulation Techniques. *2018 Third Scientific Conference of Electrical Engineering (SCEE)*, 235-240.
- Allredge, A. L., ve Silver, M. W. (1988). Characteristics, dynamics and significance of marine snow. *Progress in Oceanography*, 20(1), 41-82.
- Amalia, A. I., Hambali, A., ve Pamukti, B. (2020). Performance Analysis of On-Off Keying Modulation on Underwater Visible Light Communication. *2020 6th International Conference on Science and Technology (ICST)*, 1-5.
- APEL, J. R. (1999). *Principles of Ocean Physics*. ACADEMIC PRESS .
- Arnon, S. (2010). Underwater optical wireless communication network. *Optical Engineering*, 49(1), 015001.
- Ata, Y., ve Korotkova, O. (2022). Absorption, scattering, and optical turbulence in natural waters. *Applied Optics*, 61(15), 4404.

- Audeh, M. D., Kahn, J. M., ve Barry, J. R. (1996). Performance of pulse-position modulation on measured non-directed indoor infrared channels. *IEEE Transactions on Communications*, 44(6), 654-659.
- Bhateja, A., ve Kumar, S. (2014). Genetic Algorithm with elitism for cryptanalysis of Vigenere cipher. *2014 International Conference on Issues and Challenges in Intelligent Computing Techniques (ICICT)*, 373-377.
- Bi, S., Hieronymi, M., ve Röttgers, R. (2023). Bio-geo-optical modelling of natural waters. *Frontiers in Marine Science*, 10.
- Bisla, N., Chauhan, D. S., Singh, D., Maurya, A., Kumar, N., ve Garg, A. (2024). Deep Learning Framework for Constellation Signal Classification in Underwater Optical Wireless Communication Systems. *2024 International Conference on Communication, Control, and Intelligent Systems (CCIS)*, 1-5.
- Brekhovskikh, L. M., ve Lysanov, Y. P. (1991). *Fundamentals of Ocean Acoustics* (1. bs). Springer.
- Brownson, J. R. S. (2014). Laws of Light. İçinde *Solar Energy Conversion Systems* (ss. 41-66). Elsevier.
- Catherine Rich, ve Travis Longcore. (2006). *Ecological Consequences of Artificial Night Lighting* (1. bs). Island Press.
- Ceylan, A., Yerlikaya, A. B., Deniz, B., Şenkaya, D. H., Karaman, E., Gültekin, G., Kara, H. Ç., Deniz, H., Baltacı, I., Acar, M., Özal, N., Deniz, R., Yıldırım, S., Çapar, S. H., Oruç, Y., ve Gülmez, Z. D. (2025). *Odyoloji*. İstanbul Üniversitesi–Cerrahpaşa Üniversite Yayınevi.
- Chauhan, D. S., Kaur, G., ve Kumar, D. (2023). Deep Learning Based Modulation Classification for Underwater Optical Wireless Communication System. *2023 International Conference on Emerging Research in Computational Science (ICERCS)*, 1-6.
- Che, X., Wells, I., Dickers, G., Kear, P., ve Gong, X. (2010). Re-evaluation of RF electromagnetic communication in underwater sensor networks. *IEEE Communications Magazine*, 48(12), 143-151.
- Che, X., Wells, I., Kear, P., Dickers, G., Gong, X., ve Rhodes, M. (2009). A Static Multi-hop Underwater Wireless Sensor Network Using RF Electromagnetic Communications. *2009 29th IEEE International Conference on Distributed Computing Systems Workshops*, 460-463.
- Chennagiri, R., Sehgal, S., ve Ravinder, Y. (2024). A Survey on Automatic Modulation Classification Techniques. *2024 Intelligent Systems and Machine Learning Conference (ISML)*, 94-100.
- Chi-Man Pun, ve Moon-Chuen Lee. (2004). Extraction of shift invariant wavelet features for classification of images with different sizes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(9), 1228-1233.

- Chung-Hsien Chang, Shi-Huang Chen, ve Jhing-Fa Wang. (2010). Fast Macro-block Selection Algorithm Using 2-D Haar Wavelet Features for H.264 Video Codec. *2010 Fourth International Conference on Genetic and Evolutionary Computing*, 610-613.
- Cochenour, B. M., Mullen, L. J., ve Laux, A. E. (2008). Characterization of the Beam-Spread Function for Underwater Wireless Optical Communications Links. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 33(4), 513-521.
- Cohen, A., Daubechies, I., ve Feauveau, J. -C. (1992). Biorthogonal bases of compactly supported wavelets. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 45(5), 485-560.
- Cox, W. C., Hughes, B. L., ve Muth, J. F. (2009). A polarization shift-keying system for underwater optical communications. *OCEANS 2009*, 1-4.
- Cox, W. C. Jr. (2008). *A 1 Mbps Underwater Communication System Using a 405 nm Laser Diode and Photomultiplier Tube*.
- D. Sai Brunda, ve B. Geetha Rani. (2016). Design of QPSK Digital Modulation Scheme Using Turbo Codes for an Air Borne System. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*.
- D. Sundararajan. (2015). *DISCRETE WAVELET TRANSFORM A SIGNAL PROCESSING APPROACH* (1. bs). John Wiley ve Sons.
- Dahlman, E., Parkvall, S., ve Sköld, J. (2018). *5G NR: The Next Generation Wireless Access Technology* (C. 1). Academic Press.
- Dewkurun, N., Heng, W. C. A., Chang, C. W., ve Liew, S. C. (2008). Retrieving Water Depth, Inherent Optical Properties and Bottom Reflectance by Spectrum Matching in Turbid Coastal Waters. *IGARSS 2008 - 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, I-462-I-464.
- Düzenli, T., ve Özkurt, N. (2010, Aralık 5). *Comparison of wavelet based feature extraction methods for speech/music discrimination*.
- Eiben, A. E., Hinterding, R., ve Michalewicz, Z. (1999). Parameter control in evolutionary algorithms. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 3(2), 124-141.
- Elamassie, M., Miramirkhani, F., ve Uysal, M. (2019). Performance Characterization of Underwater Visible Light Communication. *IEEE Transactions on Communications*, 67(1), 543-552.
- Elsayed, E. E., ve Yousif, B. B. (2020). Performance enhancement of M-ary pulse-position modulation for a wavelength division multiplexing free-space optical systems impaired by interchannel crosstalk, pointing error, and ASE noise. *Optics Communications*, 475, 126219.
- Elwi, T. A. (2017). Electromagnetic band gap structures based on ultra wideband microstrip antenna. *Microwave and Optical Technology Letters*, 59(4), 827-834.
- Engin Ufuk Ergül. (2010). *Çok Amaçlı Genetik Algoritmalar: Temelleri ve Uygulamaları*. Ondokuz Mayıs University.

- Ethem Alpaydin. (2021). *Machine Learning*. The MIT Press.
- Furqan Ali, M., ve Jayakody, D. N. K. (2023). SIMO-Underwater Visible Light Communication (UVLC) system. *Computer Networks*, 232, 109750.
- Gabriel, C., Khalighi, M.-A., Bourennane, S., Léon, P., ve Rigaud, V. (2013). Monte-Carlo-Based Channel Characterization for Underwater Optical Communication Systems. *Journal of Optical Communications and Networking*, 5(1), 1.
- Gani, A., Li, X., Yang, L., ve Zakaria, O. (2008). TCP/IP Suite Significant Enhancement for 4G Mobile Multimedia Internet Networks. *8th WSEAS International Conference on Multimedia Systems and Signal Processing (MUSP '08)*, 6-8.
- Garcia, E. K., Feldman, S., Gupta, M. R., ve Srivastava, S. (2010). Completely Lazy Learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 22(9), 1274-1285.
- Geldard, C. T., Guler, E., Hamilton, A., ve Popoola, W. O. (2022). An Empirical Comparison of Modulation Schemes in Turbulent Underwater Optical Wireless Communications. *Journal of Lightwave Technology*, 40(7), 2000-2007.
- Giles, J. W., ve Bankman, I. N. (t.y.). Underwater Optical Communications Systems Part 2: Basic Design Considerations. *MILCOM 2005 - 2005 IEEE Military Communications Conference*, 1-6.
- Goldberg, D. E., ve Holland, J. H. (1988). Genetic Algorithms and Machine Learning. *Machine Learning*, 3(2/3), 95-99.
- Grimaccia, F., Mussetta, M., ve Zich, R. E. (2007). Genetical Swarm Optimization: Self-Adaptive Hybrid Evolutionary Algorithm for Electromagnetics. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 55(3), 781-785.
- Guo, T., Zhang, T., Lim, E., Lopez-Benitez, M., Ma, F., ve Yu, L. (2022a). A Review of Wavelet Analysis and Its Applications: Challenges and Opportunities. *IEEE Access*, 10, 58869-58903.
- Guo, T., Zhang, T., Lim, E., Lopez-Benitez, M., Ma, F., ve Yu, L. (2022b). A Review of Wavelet Analysis and Its Applications: Challenges and Opportunities. *IEEE Access*, 10, 58869-58903.
- Gupta, A., ve Jha, R. K. (2015). A Survey of 5G Network: Architecture and Emerging Technologies. *IEEE Access*, 3, 1206-1232.
- Hanson, F., ve Radic, S. (2008). High bandwidth underwater optical communication. *Applied Optics*, 47(2), 277.
- Hayashi, M. (2004). Temperature-Electrical Conductivity Relation of Water for Environmental Monitoring and Geophysical Data Inversion. *Environmental Monitoring and Assessment*, 96(1-3), 119-128.
- He, J., Xu, L., He, J., ve Xiao, Y. (2023). Performance Comparison of Different Rotated QAM Based DMT Schemes in Underwater Optical Wireless Communication. *Journal of Lightwave Technology*, 41(2), 610-617.

- He, Q., Zeng, Z., Liu, M., Zhu, B., Lin, B., ve Chen, C. (2024). Ai-enabled efficient modulation classification in underwater OWC systems. *Optical Review*, 31(6), 688-693.
- Hou, W. (Will). (2009). A simple underwater imaging model. *Optics Letters*, 34(17), 2688.
- Hussain, S. A., ve Mahmood, T. (2021). A Survey on State of Enterprise Machine Learning in Pakistan. *2021 6th International Multi-Topic ICT Conference (IMTIC)*, 1-8.
- Im, G.-H., ve Werner, J. (t.y.). Bandwidth-efficient digital transmission up to 155 Mb/s over unshielded twisted pair wiring. *Proceedings of ICC '93 - IEEE International Conference on Communications*, 1797-1803.
- Jaruwatanadilok, S. (2008). Underwater Wireless Optical Communication Channel Modeling and Performance Evaluation using Vector Radiative Transfer Theory. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 26(9), 1620-1627.
- Jena, B., Nayak, G. K., ve Saxena, S. (2022). Convolutional neural network and its pretrained models for image classification and object detection: A survey. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 34(6).
- Jerlov, N. G. (1976). *Marine Optics* (2. bs).
- Jiang, S., ve Georgakopoulos, S. (2011). Electromagnetic Wave Propagation into Fresh Water. *Journal of Electromagnetic Analysis and Applications*, 03(07), 261-266.
- John G. Proakis, ve Masoud Salehi. (2007). *Digital Communications, 5th Edition*.
- Johnson, L. J., Green, R. J., ve Leeson, M. S. (2013). Underwater optical wireless communications: depth dependent variations in attenuation. *Applied Optics*, 52(33), 7867.
- Kahn, J. M., ve Barry, J. R. (1997). Wireless infrared communications. *Proceedings of the IEEE*, 85(2), 265-298.
- Kalos, M. H., ve Whitlock, P. A. (2008). *Monte Carlo Methods*. Wiley.
- Kanbe, H., Grosskopf, G., Mikami, O., ve Machida, S. (1981). Dark current noise characteristics and their temperature dependence in germanium avalanche photodiodes. *IEEE Journal of Quantum Electronics*, 17(8), 1534-1539.
- Kaushal, H., ve Kaddoum, G. (2016). Underwater Optical Wireless Communication. *IEEE Access*, 4, 1518-1547.
- Khare, M., Prakash, O., Srivastava, R. K., ve Khare, A. (2014). Daubechies complex wavelet transform based approach for Multiclass object classification. *The 2014 International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS 2014)*, 206-211.
- Kinol, A. M. J., Bommi, R. M., Krishnammal, P. M., ve Uganya, G. (2024). Assessing BER Reduction in VLC Systems Using Advanced QAM Techniques. *2024 5th International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC)*, 203-206.

- Kong Jinling, Pan Minghong, Cui Juan, Lei Peiping, Pu Yongfeng, Sun Xiaoming, ve Du Dong. (2011). Correlation analysis between apparent and Inherent Optical Properties of Waters in caofeidian offshore areas, China. *2011 International Symposium on Water Resource and Environmental Protection*, 2154-2157.
- Kumari, S., ve Vijay, R. (2011). Analysis of Orthogonal and Biorthogonal Wavelet Filters for Image Compression. *International Journal of Computer Applications*, 21(5), 17-19.
- Lakshmi, R., ve Vivekanandan, K. (2014). Performance analysis of a novel crossover technique on permutation encoded genetic algorithms. *2014 International Conference on Advances in Engineering and Technology (ICAET)*, 1-4.
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., ve Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278-2324.
- Li, C., Park, K.-H., ve Alouini, M.-S. (2015a). On the Use of a Direct Radiative Transfer Equation Solver for Path Loss Calculation in Underwater Optical Wireless Channels. *IEEE Wireless Communications Letters*, 4(5), 561-564.
- Li, C., Park, K.-H., ve Alouini, M.-S. (2015b). On the Use of a Direct Radiative Transfer Equation Solver for Path Loss Calculation in Underwater Optical Wireless Channels. *IEEE Wireless Communications Letters*, 4(5), 561-564.
- Li, T.-H., Lucasius, C. B., ve Kateman, G. (1992). Optimization of calibration data with the dynamic genetic algorithm. *Analytica Chimica Acta*, 268(1), 123-134.
- Li, X., Gani, A., Salleh, R., ve Zakaria, O. (2009). The Future of Mobile Wireless Communication Networks. *2009 International Conference on Communication Software and Networks*, 554-557.
- Li, Y.-M., Wang, M., Cui, L.-J., ve Huang, D.-M. (2007). A New Classification Arithmetic for Multi-Image Classification in Genetic Programming. *2007 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 1683-1687.
- Liebe, H. J., Hufford, G. A., ve Manabe, T. (1991). A model for the complex permittivity of water at frequencies below 1 THz. *International Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 12(7), 659-675.
- Lin, C. (2009). An Adaptive Genetic Algorithm Based on Population Diversity Strategy. *2009 Third International Conference on Genetic and Evolutionary Computing*, 93-96.
- Liu, W., Xu, Z., ve Yang, L. (2015). SIMO detection schemes for underwater optical wireless communication under turbulence. *Photonics Research*, 3(3), 48.
- Liu, W., Zou, D., Xu, Z., ve Yu, J. (2015). Non-line-of-sight scattering channel modeling for underwater optical wireless communication. *2015 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER)*, 1265-1268.
- Lou, Y., ve Ahmed, N. (2022). *Underwater Communications and Networks*. Springer International Publishing.

- M. Fahmy Tolba, M. Al-Said Ghonemy, Ismail Abdoul-Hameed Taha, ve Amal Said Khalifa. (2004). *Using Integer Wavelet Transforms in Colored Image Steganography*.
- M. Yasin Özsağlam, ve Mehmet Çunkaş. (2008). Optimizasyon Problemlerinin Çözümü için Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması. *Politeknik Dergisi*, 11(4), 299-305.
- Majlesein, B., Gholami, A., ve Ghassemlooy, Z. (2018). A Complete Model for Underwater Optical Wireless Communications System. *2018 11th International Symposium on Communication Systems, Networks ve Digital Signal Processing (CSNDSP)*, 1-5.
- Manor, H., ve Arnon, S. (2003). Performance of an optical wireless communication system as a function of wavelength. *Applied Optics*, 42(21), 4285.
- Max Born, ve Emil Wolf. (t.y.). *Principles of Optics: Electromagnetic Theory of Propagation, Interference and Diffraction of Light* (7. bs, C. 1999). Cambridge University Press.
- Mobley, C., Boss, E., ve Roesler, C. (2010). *Ocean Optics Web Book* (C. 740). Ocean Optics Web Book.
- Mobley, C. D. (1994). *Light and Water: Radiative Transfer in Natural Waters*. Academic Press.
- Mobley, C. D., Gentili, B., Gordon, H. R., Jin, Z., Kattawar, G. W., Morel, A., Reinersman, P., Stamnes, K., ve Stavn, R. H. (1993). Comparison of numerical models for computing underwater light fields. *Applied Optics*, 32(36), 7484.
- Molisch, A. F. (2011). *Wireless Communications* (C. 2). Wiley.
- Nadir Nourain Dawoud, ve Belhaouari Samir, B. (2011). Best wavelet function for face recognition using multi-level decomposition. *2011 International Conference on Research and Innovation in Information Systems*, 1-6.
- Narkhedkar, S. G., ve Patel, P. K. (2014). Recipe of speech compression using coiflet wavelet. *2014 International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)*, 1135-1139.
- Nayak, N., Keswani, B., Nayak, D. R., Sharma, P., Mohapatra, A. G., ve Khanna, A. (2022). Performance evaluation of DP-QPSK modulation for underwater optical wireless communication using a green light propagation. *2022 OITS International Conference on Information Technology (OCIT)*, 428-432.
- Ndiaye, M., Saley, A. M., Niane, K., ve Raimy, A. (2022). Future 6G communication networks: Typical IoT network topology and Terahertz frequency challenges and research issues. *2022 2nd International Conference on Innovative Research in Applied Science, Engineering and Technology (IRASET)*, 1-5.
- Okfalisa, Gazalba, I., Mustakim, ve Reza, N. G. I. (2017). Comparative analysis of k-nearest neighbor and modified k-nearest neighbor algorithm for data classification. *2017 2nd International conferences on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, 294-298.

- Pang-Ning Tan, Michael Steinbach, Anuj Karpatne, ve Vipin Kumar. (2019). *Introduction to Data Mining* (2. bs). Pearson Education Limited.
- Pelka, M., Mackenberg, M., Funda, C., ve Hellbruck, H. (2017). Optical underwater distance estimation. *OCEANS 2017 - Aberdeen*, 1-6.
- Pereira, F. B., ve Marques, J. M. C. (2008). A Hybrid Evolutionary Algorithm for Cluster Geometry Optimization: The Importance of Structural Elitism. *2008 Eighth International Conference on Hybrid Intelligent Systems*, 911-914.
- Petzold, T. J. (1972). *Volume Scattering Functions for Selected Ocean Waters*.
- Pirie, R. L. (1999). *A STUDY OF AMBIENT NOISE IN SHALLOW WATER* (1. bs). UMI.
- Popescu, S. O., ve Gontean, A. S. (2011). Performance comparison of the BPSK and QPSK modulation techniques on FPGA. *2011 IEEE 17th International Symposium for Design and Technology in Electronic Packaging (SIITME)*, 257-260.
- Popoola, W. O., Ghassemlooy, Z., Allen, J. I. H., Leitgeb, E., ve Gao, S. (2008). Free-space optical communication employing subcarrier modulation and spatial diversity in atmospheric turbulence channel. *IET Optoelectronics*, 2(1), 16-23.
- Potts, J. C., Giddens, T. D., ve Yadav, S. B. (1994). The development and evaluation of an improved genetic algorithm based on migration and artificial selection. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 24(1), 73-86.
- Qadar, R., Bin Qaim, W., Nurmi, J., ve Tan, B. (2020). Effects of Multipath Attenuation in the Optical Communication-Based Internet of Underwater Things. *Sensors*, 20(21), 6201.
- Qadar, R., Kasi, M. K., Ayub, S., ve Kakar, F. A. (2018). Monte Carlo-based channel estimation and performance evaluation for UWOC links under geometric losses. *International Journal of Communication Systems*, 31(6).
- Quazi, A., ve Konrad, W. (1982). Underwater acoustic communications. *IEEE Communications Magazine*, 20(2), 24-30.
- Rashid, O., Amin, A., ve Lone, M. R. (2020). Performance Analysis of DWT Families. *2020 3rd International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS)*, 1457-1463.
- Ren, J., ve Gong, Y. (2024). Rating Analysis and Prediction Based on K-Nearest Neighbor Regression. *2024 4th International Conference on Electronic Information Engineering and Computer Communication (EIECC)*, 1446-1449.
- Richard O. Duda, Peter E. Hart, ve David G. Stork. (2001). *Pattern Classification* (2. bs). Wiley-Interscience.
- Rikatsih, N., ve Mahmudy, W. F. (2018). Adaptive Genetic Algorithm Based on Crossover and Mutation Method for Optimization of Poultry Feed Composition. *2018 International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology (SIET)*, 110-114.

- Saeed, N., Celik, A., Al-Naffouri, T. Y., ve Alouini, M.-S. (2019). Underwater optical wireless communications, networking, and localization: A survey. *Ad Hoc Networks*, 94, 101935.
- Saini, P., Singh, R. P., ve Sinha, A. (2017). Path loss analysis of RF waves for underwater wireless sensor networks. *2017 International Conference on Computing and Communication Technologies for Smart Nation (IC3TSN)*, 104-108.
- Sammur, C., ve Webb, G. I. (Ed.). (2017). *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining*. Springer US.
- Sanchez, R., ve McCormick, N. J. (2002). Analytic beam spread function for ocean optics applications. *Applied Optics*, 41(30), 6276.
- Sandeep Kaur, Gaganpreet Kaur, ve Dheerendra Singh. (2013). Comparative Analysis of Haar and Coiflet Wavelets Using Discrete Wavelet Transform in Digital Image Compression. *International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA)*, 3, 669-673.
- Shen, J., Wang, J., Chen, X., Zhang, C., Kong, M., Tong, Z., ve Xu, J. (2018). Towards power-efficient long-reach underwater wireless optical communication using a multi-pixel photon counter. *Optics Express*, 26(18), 23565.
- Shukla, A., Pandey, H. M., ve Mehrotra, D. (2015). Comparative review of selection techniques in genetic algorithm. *2015 International Conference on Futuristic Trends on Computational Analysis and Knowledge Management (ABLAZE)*, 515-519.
- Silitonga, A. I., Nababan, E. B., ve Sitompul, O. S. (2018). Reducing Image Noises Using Genetic Algorithm's Uniform Crossover. *2018 2nd International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS)*, 1-6.
- Smith, R. C., ve Baker, K. S. (1981). Optical properties of the clearest natural waters (200–800 nm). *Applied Optics*, 20(2), 177.
- Somaraju, R., ve Trumpf, J. (2006). Frequency, Temperature and Salinity Variation of the Permittivity of Seawater. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 54(11), 3441-3448.
- Spagnolo, G. S., Cozzella, L., ve Leccese, F. (2020). Underwater Optical Wireless Communications: Overview. *Sensors*, 20(8), 2261.
- Spinrad, R. W., Carder, K. L., ve Perry, M. J. (1994). *Ocean Optics*. Oxford University Press.
- Stallings, W. (2013). *Wireless Communications ve Networks* (C. 2). Pearson.
- Stavn, R. H. (1988). Lambert-Beer law in ocean waters: optical properties of water and of dissolved/suspended material, optical energy budgets. *Applied Optics*, 27(2), 222.
- Stojanovic, M. (1995). Underwater acoustic communications. *Proceedings of Electro/International 1995*, 435-440
- Stojanovic, M. (1996). Recent advances in high-speed underwater acoustic communications. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 21(2), 125-136.

- Sun, S., ve Huang, R. (2010). An adaptive k-nearest neighbor algorithm. *2010 Seventh International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, 91-94.
- Susan Batley. (2005). *Classification in Theory and Practice*. Chandos Publishing.
- T. Düzenli, ve N. Özkurt. (2010). Comparison of wavelet based feature extraction methods for speech/music discrimination. *National Conference on Electrical, Electronics and Computer Engineering*, 617-621.
- Taha, Z. Y., Abdullah, A. A., ve Rashid, T. A. (2024). *Optimizing Feature Selection with Genetic Algorithms: A Review of Methods and Applications*.
- Tamrakar, P., Roy, S. S., Satapathy, B., ve Ibrahim, S. P. S. (2019). Integration of lazy learning associative classification with kNN algorithm. *2019 International Conference on Vision Towards Emerging Trends in Communication and Networking (ViTECoN)*, 1-4.
- Tang, S., Dong, Y., ve Zhang, X. (2014). Impulse Response Modeling for Underwater Wireless Optical Communication Links. *IEEE Transactions on Communications*, 62(1), 226-234.
- Tang, S., Zhang, X., ve Dong, Y. (2013). Temporal statistics of irradiance in moving turbulent ocean. *2013 MTS/IEEE OCEANS - Bergen*, 1-4.
- Taunk, K., De, S., Verma, S., ve Swetapadma, A. (2019). A Brief Review of Nearest Neighbor Algorithm for Learning and Classification. *2019 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICCS)*, 1255-1260.
- Theocharidis, T., ve Kavallieratou, E. (2025). Underwater communication technologies: a review. *Telecommunication Systems*, 88(2), 54.
- Tong, T., Gao, G., Wang, Z., Zhang, J., ve Ma, Z. (2025). Dynamic Threshold Decision for Real-Time Underwater Wireless Optical Communication Under Turbulence. *IEEE Photonics Technology Letters*, 37(11), 641-644.
- Trevor Hastie, Robert Tibshirani, ve Jerome Friedman. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction* (2. bs). Springer.
- Urick, R. J. (1983). *Principles of Underwater Sound*. McGraw-Hill.
- Vincent, ve Suhartomo, A. (2020). Evaluation of BER Performance for M-Ary QAM OFDM Through Wireless Channel by Controlling PAPR at the Transmitter. *2020 12th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE)*, 21-26.
- Waduge, T. G., Seet, B.-C., ve Vopel, K. (2024). Optimal Signal Wavelengths for Underwater Optical Wireless Communication under Sunlight in Stratified Waters. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 13(5), 54.
- Walter, G. G., ve Shen, X. (2018). *Wavelets and Other Orthogonal Systems*. CRC Press.
- Wang, C.-X., Haider, F., Gao, X., You, X.-H., Yang, Y., Yuan, D., Aggoune, H., Haas, H., Fletcher, S., ve Hepsaydir, E. (2014). Cellular architecture and key technologies for 5G wireless communication networks. *IEEE Communications Magazine*, 52(2), 122-130.

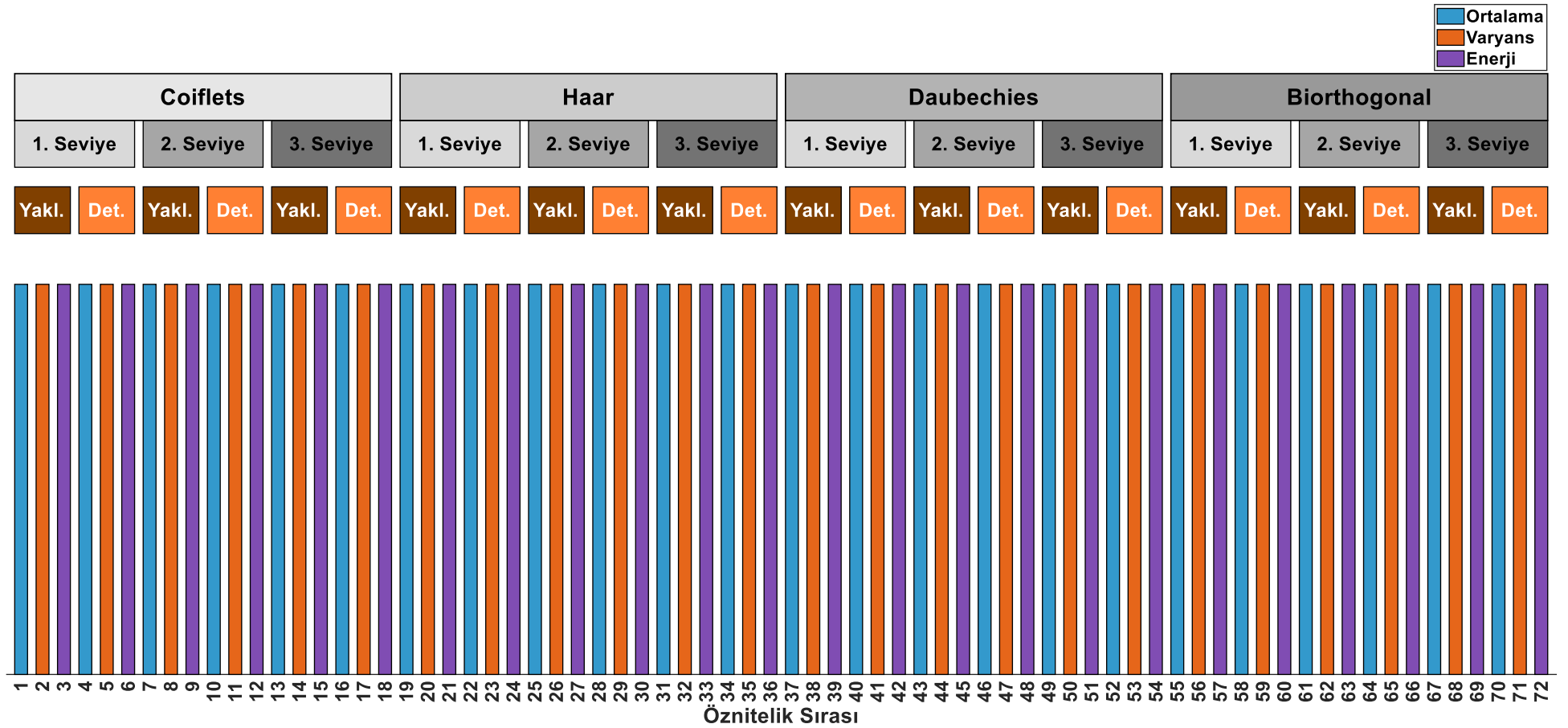
- Wang, Z., Zhang, J., He, Z., Zou, P., ve Chi, N. (2021). Subcarrier Index Modulation Super-Nyquist Carrierless Amplitude Phase Modulation for Visible Light Communication Systems. *Journal of Lightwave Technology*, 39(20), 6420-6433.
- William S. Burdick. (2003). *Underwater Acoustic System Analysis* (2. bs). Peninsula Publishing.
- X. Hong, C. Fei, G. Zhang, S. He, ve Probabilistically Shaped 256-QAM-OFDM Transmission in Underwater Wireless Optical Communication System. (2019). Probabilistically Shaped 256-QAM-OFDM Transmission in Underwater Wireless Optical Communication System. *2019 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC)*, 1-3.
- Yan Cheng, Jeong-Ho Lee, ve Seung-Hoon Hwang. (2013). Combination of subcarrier intensity modulation and spatial modulation for OWC environment. *2013 International Conference on ICT Convergence (ICTC)*, 315-316.
- Yang, F., Cheng, J., ve Tsiftsis, T. A. (2014). Free-Space Optical Communication with Nonzero Boresight Pointing Errors. *IEEE Transactions on Communications*, 62(2), 713-725.
- Yang, L., Yan, Q., Zhao, Y., Guo, H., ve Du, H. (2023). Simulation of Underwater Photo Counting Wireless Optical Communication System With DPIM Modulation and Array SIPM Detector. *2023 2nd International Conference on Computing, Communication, Perception and Quantum Technology (CCPQT)*, 416-420.
- Yatari Putri, N. A., Hambali, A., ve Pamukti, B. (2019). VLC System Performance Evaluation with Addition of Optical Concentrator on Photodetector. *2019 IEEE International Conference on Signals and Systems (ICSigSys)*, 167-172.
- Yingluo, Z., Yingmin, W., ve Aiping, H. (2018). Analysis of Underwater Laser Transmission Characteristics Under Monte Carlo Simulation. *2018 OCEANS - MTS/IEEE Kobe Techno-Oceans (OTO)*, 1-5.
- Yuan, M., ve Zou, C. (2018). Text Keyword Extraction Based on Meta-Learning Strategy. *2018 International Conference on Big Data and Artificial Intelligence (BDAI)*, 78-81.
- Yuan Weiwei, Li Yan, ve Huang Jinlei. (2012). Reactive power optimization based on genetic algorithm of improved crossover operation. *2012 24th Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, 883-888.
- Zayed, M. M., Mohsen, S., Alghuried, A., Hijry, H., ve Shokair, M. (2024). IoUT-Oriented an Efficient CNN Model for Modulation Schemes Recognition in Optical Wireless Communication Systems. *IEEE Access*, 12, 186836-186855.
- Zhang, L., Zhou, X., Du, J., ve Tian, P. (2020). Fast self-learning modulation recognition method for smart underwater optical communication systems. *Optics Express*, 28(25), 38223.
- Zhang, Z., Yin, X., Cui, X., Chang, H., ve Xin, X. (2022). Performance analysis of modulating retro-reflector link based on orbital angular momentum coding in underwater channels. *Optics Communications*, 510, 127903.

- Zhechen Zhu, ve Asoke K. Nandi. (2015). *Automatic Modulation Classification Principles, Algorithms and Applications* (1. bs). John Wiley ve Sons, Ltd.
- Zhuang, W., ve Cao, Y. (2023). Short-Term Traffic Flow Prediction Based on a K-Nearest Neighbor and Bidirectional Long Short-Term Memory Model. *Applied Sciences*, 13(4), 2681.



EKLER

Ek 1 72 öznitelik için öznitelik sıralaması



ÖZGEÇMİŞ

Adı-Soyadı : Ali ÇİMEN

Bilimsel Faaliyetler (Yayınlar, Bildiriler, Katıldığı Projeler)

1-) Çimen, A., Aldemir, E., & Düzenli, T. (2025). Underwater Modulation Classification Using Discrete Wavelet Transform and Genetic Algorithm. International Journal of Pioneering Technology and Engineering, 4(01), 43–49.

