

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

**MOLEKÜLER HABERLEŞME SİSTEMLERİNDE
ALICI KESTİRİM YÖNTEMLERİ**

DOKTORA TEZİ

Ergin ASLAN

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Telekomünikasyon Mühendisliği Programı

MART 2023

**MOLEKÜLER HABERLEŞME SİSTEMLERİNDE
ALICI KESTİRİM YÖNTEMLERİ**

DOKTORA TEZİ

**Ergin ASLAN
(504152307)**

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Telekomünikasyon Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. M. Ertuğrul ÇELEBİ

MART 2023

ISTANBUL TECHNICAL UNIVERSITY ★ GRADUATE SCHOOL

**RECEIVER DETECTION METHODS
ON MOLECULAR COMMUNICATIONS SYSTEMS**

Ph.D. THESIS

**Ergin ASLAN
(504152307)**

Department of Electronics and Communication Engineering

Telecommunications Engineering Programme

Thesis Advisor: Prof. Dr. M. Ertuğrul ÇELEBİ

MARCH 2023

İTÜ, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü'nün 504152307 numaralı Doktora Öğrencisi Ergin ASLAN, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “MOLEKÜLER HABERLEŞME SİSTEMLERİNDE ALICI KESTİRİM YÖNTEMLERİ” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Prof. Dr. M. Ertuğrul ÇELEBİ**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Prof. Dr. H. Ümit AYGÖLÜ**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. Ali Emre PUSANE
Boğaziçi Üniversitesi

Prof. Dr. İbrahim ALTUNBAŞ
İstanbul Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. Hacı İLHAN
Yıldız Teknik Üniversitesi

Teslim Tarihi : **30 Aralık 2022**
Savunma Tarihi : **22 Mart 2023**





Aileme,



ÖNSÖZ

Lisansüstü eğitimim boyunca engin bilgi ve tecrübelerinden çokça istifade ettiğim, hiçbir zaman desteğini esirgemeyen değerli danışman hocam Prof. Dr. M. Ertuğrul ÇELEBİ'ye teşekkür ederim.

Değerli yorumlarıyla tez çalışmama katkı sağlayan kıymetli hocalarım Prof. Dr. H. Ümit AYGÖLÜ ve Prof. Dr. A. Emre PUSANE'ye teşekkür ederim.

Manevi desteğini her zaman yanımda hissettiğim eşim Canan ASLAN'a teşekkür ederim.

Mart 2023

Ergin ASLAN
(Telekomünikasyon Mühendisi)

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖNSÖZ	ix
İÇİNDEKİLER	xi
KISALTMALAR	xiii
SEMBOLLER	xv
ÇİZELGE LİSTESİ	xvii
ŞEKİL LİSTESİ	xix
ÖZET	xxi
SUMMARY	xxv
1. GİRİŞ	1
2. DİFÜZYON TABANLI MOLEKÜLER HABERLEŞME SİSTEMİ	7
2.1 Modülasyon Teknikleri	11
2.1.1 Konsantrasyon tabanlı modülasyon teknikleri	12
2.1.2 Molekül tipi tabanlı modülasyon teknikleri	14
2.1.3 Zamanlama tabanlı modülasyon teknikleri	17
2.1.4 Uzamsal modülasyon teknikleri	18
2.1.5 Hibrit modülasyon teknikleri	19
2.2 Moleküler Haberleşmenin Fiziksel Temeli	21
2.2.1 Serbest difüzyon	22
2.2.2 Adveksiyon	24
2.2.3 Kimyasal reaksiyonlar	26
2.3 Kanalin Dürtü Yanıtı	30
2.3.1 Pasif alıcı	31
2.3.2 Mükemmel yok edici alıcı	33
2.4 Kanal Modelleri	34
2.4.1 Belirlenimci kanal modeli	34
2.4.2 İstatistiksel kanal modeli	35
2.4.3 Eş değer ayrık-zaman kanal modelleri	35
2.4.3.1 Gerçek kanal modeli	37
2.4.3.2 Binom yaklaşımı kanal modeli	38
2.4.3.3 Gauss yaklaşım kanal modeli	39
2.4.3.4 Poisson yaklaşımı kanal modeli	41
3. MOLEKÜLER HABERLEŞMEDE ALICI KESTİRİM YÖNTEMLERİ	43
3.1 Model Tabanlı Alıcı Kestirim Yöntemleri	44
3.1.1 Literatür araştırması	44
3.1.1.1 Sembol tabanlı alıcı kestirim yöntemleri	45
3.1.1.2 Dizi tabanlı alıcı kestirim yöntemleri	46
3.1.1.3 Faz uyumsuz (noncoherent) alıcı kestirim yöntemleri	46
3.1.1.4 Asenkron alıcı kestirim yöntemleri	47
3.1.1.5 Mobil moleküler haberleşmede alıcı kestirim yöntemleri	48
3.1.1.6 Diğer alıcı kestirim yöntemleri	48
3.1.2 Eşik değeri alıcı kestirim yöntemi	49
3.1.3 En büyük ardıl olasılık alıcı kestirim yöntemi	50
3.1.4 En büyük olabilirlik alıcı kestirim yöntemi	53
3.1.5 En az ortalama kareler hatası alıcı kestirim yöntemi	54
3.2 Yapay Zeka Tabanlı Alıcı Kestirim Yöntemleri	56
3.2.1 Yapay zeka, makine öğrenmesi ve derin öğrenme	56
3.2.2 Literatür araştırması	60
4. ÖNERİLEN ALICI KESTİRİM YÖNTEMLERİ	63
4.1 Önerilen Model Tabanlı Alıcı Kestirim Yöntemleri	63
4.1.1 Değiştirilmiş Viterbi algoritması	64

4.1.2 Wiener filtre	66
4.1.3 Geniřletilmiř Kalman filtre	68
4.1.4 Hesaplama karmařıklığı	70
4.1.5 Bilgisayar benzetimleri	72
4.2 Önerilen Yapay Zeka Tabanlı Alıcı Kestirim Yöntemleri	79
4.2.1 Karar ağacı (decision tree)	80
4.2.2 Gruplama yöntemleri	83
4.2.2.1 Çok modellenli rastgele örnekleme (bootstrap aggregating, bagging) ..	83
4.2.2.2 Karar ağaçları ormanı (random forest)	84
4.2.2.3 Uyarlamalı takviyeli sınıflandırma (adaptive boosting)	84
4.2.3 Bilgisayar benzetimleri	85
5. SONUÇ	91
KAYNAKLAR	95
ÖZGEÇMİř	105



KISALTMALAR

ANN	: Yapay sinir ağı (artificial neural network)
AM	: Genlik modülasyonu (amplitude modulation)
ASK	: Genlik kaydırmalı anahtarlama (amplitude shift keying)
ATD	: Uyarlamalı eşik değeri kestirimi (adaptive threshold detection)
AWGN	: Toplamsal beyaz Gauss gürültüsü (Additive white Gaussian Noise)
BCSK	: İkili konsantrasyon kaydırmalı anahtarlama (binary concentration shift keying)
BER	: Bit hata oranı (bit error rate)
BMoSK	: İkili moleküler kaydırmalı anahtarlama (Binary MoSK)
CART	: Sınıflandırma ve bağlanım (classification and regression, CART)
CIR	: Kanal dürtü yanıtı (channel impulse response)
CSI	: Kanal durum bilgisi (channel state information)
CSK	: Konsantrasyon kaydırmalı anahtarlama (concentration shift keying)
CSK-PA	: Güç ayarlamalı CSK, (power adjustment CSK)
CSK-SubTS	: CSK alt zaman dilimi (CSK sub-Timeslot)
GMoSK	: Genelleştirilmiş moleküler kaydırmalı anahtarlama (Generalized MoSK)
DFE	: Karar geri beslemesi denkleştiricisi (decision feedback equalizer)
FIR	: Sonlu dürtü yanıtı (finite impulse response)
FTD	: Sabit eşik değeri kestirimi (fixed threshold detection)
HMS	: Hibrit modülasyon şeması (hybrid modulation scheme)
ISI	: Semboller arası girişim(inter symbol interference)
LSTM	: Uzun kısa-dönemli hafıza (long short-term memory)
MAP	: En büyük artçıl (maximum a posteriori)
mCCSK	: m-kanallı CSK (m-channel CSK)
MCSK	: Moleküler konsantrasyon kaydırmalı anahtarlama (molecular concentration shift keying)
MFSK	: Moleküler frekans kaydırmalı anahtarlama (molecular frequency shift keying)
MIMO	: Çok girişli çok çıkışlı (multiple input multiple output)
ML	: En büyük olabilirlik (maximum likelihood)
MMSE	: En az ortalama karesel hata (minimum mean square error)
MoSK	: Moleküler kaydırmalı anahtarlama (molecular shift keying)
MSSK	: Moleküler uzay kaydırmalı anahtarlama (molecular space shift keying)
MTC	: Moleküler zamanlama kanalı (molecular timing channel)
MTPSK	: Molekül tipi permütasyon kaydırmalı anahtarlama (molecular type permutation shift keying)
MTSK	: Molekül geçiş kaydırmalı anahtarlama (molecular transition shift keying)
OOK	: Açık-kapalı anahtarlama (on-off keying)
PPM	: Darbe yeri modülasyonu (pulse position modulation)
QMoSK	: Dörtlü moleküler kaydırmalı anahtarlama (Quadruple MoSK)
RF	: Radyo frekansı

RNN	: Devirli sinir ağıları (recurrent neural network)
RSK	: Oran kaydırmalı anahtarlama, (ratio shift keying)
RT	: Molekül gönderme zamanı (release time)
SBRNN	: Çift yönlü kayan devirli sinir ağı (sliding bidirectional recurrent neural network)
SINR	: İşaret gürültü eklentili girişim oranı (signal-to-interference-plus-noise ratio)
SISO	: Tek girişli tek çıkışlı (single input single output)
SNR	: İşaret gürültü oranı (signal-to-noise ratio)



SEMBOLLER

D	: Difüzyon katsayısı
d	: Alıcı ve verici arasındaki uzaklık
E	: Enzim
h_l	: l . kanal katsayısı
I	: Reaktant molekül
J	: Ürün molekülü
k_B	: Boltzmann sabiti
n^{arv}	: Alıcıya gelen molekül sayısı
n^{dept}	: Alıcıdan ayrılan molekül sayısı
$n[k]$	: İşaret bağımlı toplamsal Gauss gürültüsü
$N[k]$	: k . anda vericiden gönderilen molekül sayısı
$n_s[k]$	: Her bir sembol değeri için vericiden gönderilen molekül sayısı
n_{sym}	: Vericiden gönderilen sembol sayısı
R	: Bilgi moleküllerinin yarıçapı
r_{tx}	: Vericinin yarıçapı
r_{rx}	: Alıcının yarıçapı
$s[k]$	: k anında vericiden gönderilen sembol değeri
s_i	: Sembol kümesindeki i . sembol değeri
S_{rx}	: Alıcının yüzey alanı
$\hat{s}[k]$	: Alıcıda kestirilen sembol
T	: Sıcaklık (Kelvin)
T_b	: Bit süresi
t_m	: m . örnekleme anı
$u[k]$	: Bit dizisi
$v(\mathbf{d}, t)$	: $\mathbf{d}$ konumunda t anındaki adveksiyon hızı
V_{rx}	: Alıcının hacmi
$y_a[k]$	: k . anda alıcıda sayılan a tipi molekül sayısı
$y_b[k]$	: k . anda alıcıda sayılan b tipi molekül sayısı
$y[k]$	: k anında alıcıda gözlemlenen işaret
ym_a	: a tipi molekülü yok eden molekül
ym_b	: b tipi molekülü yok eden molekül
y_s	: s . alt sembol aralığında alıcıya ulaşan molekül sayısı
Δt	: Örnekleme aralığı
η	: Akışkan ortamın viskozitesi
κ	: Reaksiyon oranı sabiti
κ_b	: Geri yönlü reaksiyon oranı sabiti
κ_d	: Bozunma oranı sabiti
κ_f	: İleri yönlü reaksiyon oranı sabiti
λ	: Eşik değeri
σ_n^2	: k anında gözlem gürültüsünün varyansı



ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 4.1 : $f_{hit}(t)$ grafiği bilgisayar benzetimi parametreleri.....	73
Çizelge 4.2 : Molekül sayısına göre bilgisayar benzetimi parametreleri.....	74
Çizelge 4.3 : Azaltılmış kanal hafızasına göre bilgisayar benzetimi parametreleri.	76
Çizelge 4.4 : Uzaklığa göre bilgisayar benzetimi parametreleri.....	77
Çizelge 4.5 : Bit süresine göre bilgisayar benzetimi parametreleri.	78
Çizelge 4.6 : Difüzyon tabanlı moleküler haberleşme kanalı parametreleri.	85
Çizelge 4.7 : İleri beslemeli ANN parametreleri.	86



ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 2.1 : Moleküler haberleşme sistemi blok diyagramı	7
Şekil 2.2 : Verici modelleri	8
Şekil 2.3 : Alıcı modelleri	10
Şekil 2.4 : Fiziksel sistem	21
Şekil 2.5 : Uzaklığa göre molekül konsantrasyonu	24
Şekil 2.6 : Adveksiyona göre molekül konsantrasyonu	26
Şekil 2.7 : Kimyasal Reaksiyona göre molekül konsantrasyonu	29
Şekil 2.8 : Sistem modeli	36
Şekil 2.9 : Gerçek kanal modeli	38
Şekil 2.10 : Binom kanal modeli	39
Şekil 2.11 : Gauss kanal modeli	40
Şekil 2.12 : Poisson kanal modeli	41
Şekil 3.1 : Alıcı kestirim yöntemleri	43
Şekil 3.2 : Kafes diyagramı	51
Şekil 3.3 : Yapay sinirin yapısı	58
Şekil 3.4 : Yapay sinir ağı	59
Şekil 4.1 : Zamana göre $f_{hit}(t)$ grafiği.	73
Şekil 4.2 : Model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin vericiden gönderilen molekül sayılarına göre bit hata oranı performansı.	75
Şekil 4.3 : Model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin $L_r + 1 = 2, 10$ için vericiden gönderilen molekül sayılarına göre bit hata oranı performansı.	77
Şekil 4.4 : Model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin alıcı ve verici arasındaki uzaklığı göre bit hata oranı performansı.	78
Şekil 4.5 : Model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin bit süresine göre bit hata oranı performansı.	79
Şekil 4.6 : Karar ağacı yapısı.	81
Şekil 4.7 : Çok modellenli rastgele örnekleme, bagging.	83
Şekil 4.8 : Vericiden gönderilen molekül sayısına göre yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin BER grafiği.	86
Şekil 4.9 : Alıcı ve verici arasındaki uzaklığa göre yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin BER grafiği.	87
Şekil 4.10 : Bit süresine göre yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin BER grafiği.	88



MOLEKÜLER HABERLEŞME SİSTEMLERİNDE ALICI KESTİRİM YÖNTEMLERİ

ÖZET

Nanoteknoloji atomik, moleküler veya makromoleküler seviyelerdeki teknolojilerin incelenmesi, geliştirilmesi ve uygulanması olarak tanımlanır. Nanoteknolojinin temel fonksiyonel birimi nanomakinelerdir.

Nanomakineler birkaç nanometreden birkaç mikrometreye kadar değişen boyutlarda olabilen otonom makinelerdir. Nanomakineler algılama, hesaplama, haberleşme ve çalıştırma gibi basit görevleri yapabilen nano ölçekte bileşenlerden oluşmaktadır. Tek bir nanomakine, boyutu ve basit yapısından dolayı sadece sınırlı görevleri yerine getirebilmektedir. Öte yandan, bir kaç nanomakine daha karmaşık görevleri yerine getirebilmek için bir ağ üzerinden iş birliği yapabilir. Bu ağlar nano ağlar olarak adlandırılmaktadır. Nano ağ, nanomakinelerin birbirleri ile haberleşerek iş birliği yaptığı ve bu sayede sağlık ölçümü, akıllı ilaç gönderimi, nano ölçekteki çevrelerde biyolojik ve kimyasal saldırıların tespiti gibi daha karmaşık görevlerin yerine getirilebildiği bir sistemdir. Enerji, sağlık, çevre, gıda ve tekstil gibi birçok kullanım alanına sahip olan nanomakineler, karmaşık görevleri yerine getirebilmek için birbirleri ile haberleşmeye ihtiyaç duymaktadırlar.

Nanomakineler için literatürde mekanik, akustik, elektromanyetik ve moleküler haberleşme sistemleri gibi birçok haberleşme sistemi önerilmiştir. Bu sistemlerden çoğu nano ölçekli rejim ile ilgili güç, boyut ve karmaşıklık kısıtlamaları sebebiyle uygulanamaz olarak tanımlanmıştır. Öte yandan moleküler haberleşme nanomakineler için en uygun çözüm olarak öngörülmüştür.

Moleküler haberleşme, nanomakinelerin akışkan bir ortamda kimyasal işaretler veya moleküller kullanarak haberleşebildiği bir sistemdir. Moleküler haberleşmede gönderici nanomakine, bilgiyi moleküllere kodlayarak akışkan ortama gönderir. Ortamda yayılan bilgi molekülleri alıcı nanomakine ile etkileşime girer. Alıcı nanomakine bilgi moleküllerini sezerek bilgiyi çözer ve uygulamaya yönelik görevleri yerine getirir.

Nanomakineler için iyon işaretleşmesi, aktif taşıma, bakteri tabanlı haberleşme ve difüzyon tabanlı haberleşme gibi çeşitli moleküler haberleşme sistemleri araştırılmıştır. Bu haberleşme sistemlerinden difüzyon tabanlı moleküler haberleşme enerji-verimli bir haberleşme sistemidir.

Difüzyon tabanlı moleküler haberleşme, moleküllerin akışkan ortamda difüzyon ile pasif bir şekilde yayıldığı moleküler haberleşme sistemlerinden biridir. Difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemlerinde, moleküllerin rastgele difüzyon yayılımından dolayı, klasik radyo frekansı (RF) tabanlı haberleşmeye göre semboller arası girişim daha fazladır. Bu da haberleşme sisteminin güvenilirliğini azaltmaktadır.

Bunun yanı sıra, nanomakineler nano ölçekli otonom makineler olduğundan, enerji, boyut, hesaplama kabiliyeti açısından belirli kısıtlamalara sahiptirler.

Nanomakinelerin sahip olduğu bu kısıtlamalar ve difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemlerindeki yüksek semboller arası girişimden dolayı, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemlerinde, güvenilir ve uygulanabilir bir haberleşme için düşük hesaplama karmaşıklığına ve yüksek bit hata oranı performansına sahip alıcı kestirim yöntemleri gerekmektedir.

Bu tezde, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemlerinde model tabanlı ve yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri araştırılmaktadır. Bu kapsamda, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi için literatürde önerilen alıcı kestirim yöntemleri verilmiş, model ve yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri önerilmiştir. Literatürde önerilen en büyük olabilirlik dizi kestirim yöntemi, göz ardı edilen ISI terimlerinin oluşturduğu DC yanlılık hesaba katılarak değiştirilmiş ve bit hata performansı açısından daha iyi olan Viterbi dal metrikleri elde edilmiştir. Değiştirilmiş Viterbi algoritmasının, literatürde önerilen klasik Viterbi algoritması ile aynı hesaplama karmaşıklığına sahip olduğu gösterilmiştir. Öte yandan, değiştirilmiş Viterbi algoritması, klasik Viterbi algoritmasına göre daha iyi bit hata oranı performansı göstermektedir. Değiştirilmiş Viterbi algoritması önerilen alıcı kestirim yöntemlerinin bit hata oranı performansları için temel ölçüt olarak kullanılmıştır.

İşarete bağımlı gözlem gürültüsünün varyansı yerine bu varyansın istatistiksel ortalaması kullanılarak durağan kanallarda geçerli olan Wiener filtre difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi için bir alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiştir. Durağan ve doğrusal olmayan kanallarda kullanılabilen genişletilmiş Kalman filtre, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme için ilk kez bir alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiştir. Literatürde önerilen en az ortalama kareler hatası (MMSE) alıcı kestirim yöntemi, Wiener ve Kalman filtrelerinin bit hata oranı (BER) performansları için temel ölçüt olarak kullanılmıştır. Önerilen alıcı kestirim yöntemlerinin BER performansları ayrıca literatürde önerilen uyarlamalı eşik ve sabit eşik kestirim yöntemleri ile karşılaştırılmıştır.

Diğer yandan, hesaplama karmaşıklığı Viterbi algoritmasına göre daha düşük olan genişletilmiş Kalman filtrenin, alıcı ve verici arasındaki uzaklık azalırken yada vericiden gönderilen molekül sayısı yüksekken Viterbi algoritmasından daha iyi BER performansı gösterdiği gözlemlenmiştir. Dahası, genişletilmiş Kalman filtre, Viterbi algoritmasından daha az durum sayısına sahipken bile, Viterbi algoritmasından daha iyi BER performansı göstermiştir.

Wiener filtre, uyarlamalı eşik değeri kestirim yönteminden daha iyi BER performansı gösterirken, belirli koşullar altında sabit eşik değeri kestirim yöntemi ile benzer BER performansına sahip olduğu görülmüştür. Wiener filtrenin daha düşük hesaplama karmaşıklığı ile MMSE kestirim yönteminden daha iyi bir BER performansına sahip olduğu gösterilmiştir. Dahası, belirli bir bit süresi için sadece iki uzunluklu sonlu dürtü yanıtı (finit impulse response, FIR) Wiener filtre yeterli bir BER performansı göstermiştir. Öte yandan, genişletilmiş Kalman filtre, ortalama kare hatasını minimize eden diğer alıcı kestirim yöntemleri MMSE ve Wiener filtreden daha iyi BER performansı göstermiştir. Sonuç olarak, lineer hesaplama karmaşıklığına sahip Wiener

filtre ve karesel hesaplama karmaşıklığına sahip Kalman filtre moleküler haberleşme için yüksek BER performansı gösteren alıcı kestirim yöntemleri olarak önerilmiştir.

Model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin bir çoğu alıcıda kanal durum bilgisine (channel state information, CSI) ihtiyaç duymaktadır. Moleküler haberleşme kanalında gözlem gürültüsü vericiden gönderilen işarete istatistiksel olarak bağımlıdır. Bundan dolayı moleküler haberleşme kanalının durumu zamanla değişmektedir ve kanal durum bilgisinin alıcıda kestirimi zordur. Ayrıca, kanal durum bilgisinin alıcıdaki kestiriminin hassasiyeti, model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin performansını etkileyebilmektedir. Öte yandan, yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri, alıcıda kanal durum bilgisine (CSI) ihtiyaç duymamakta, sadece alıcıya gelen işareti kullanarak kestirim yapmaktadır. Makine öğrenmesi ve derin öğrenme modelleri alıcıda kanal durum bilgisine ihtiyaç duymadan difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi için yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemi olarak kullanılabilir. Bu tezde, karar ağacı, çok modellenli rastgele örnekleme, karar ağacı ormanı ve uyarlamalı takviyeli sınıflandırma makine öğrenmesi algoritmaları difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi için önerilmiş ve BER performansları literatürde önerilen sabit eşik kestirim yöntemi ve ileri beslemeli tam bağlantılı yapay sinir ağı alıcı kestirim yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Tek bir karar ağacı kullanıldığı zaman, yapay sinir ağı ve sabit eşik değeri kestirim yöntemlerinin karar ağacı algoritmasından daha iyi BER performansına sahip olduğu görülmüştür. Öte yandan, çok modellenli rastgele örnekleme, karar ağacı ormanı ve uyarlamalı takviyeli sınıflandırma gruplama yöntemlerinin yapay sinir ağı ve sabit eşik değeri kestirim yöntemlerinden daha iyi BER performansına sahip olduğu görülmüştür.



RECEIVER DETECTION METHODS ON MOLECULAR COMMUNICATIONS SYSTEMS

SUMMARY

Nanotechnology is a branch of science that studies and applies technologies between 1 and 10 nanometers and can be used together with other disciplines such as chemistry, biology, physics, material science and engineering. Nanotechnology involves imaging, measuring, modeling, manufacturing and synthesizing materials at this scale.

The basic functional unit of nanotechnology is nanomachines. Nanomachines are composed of nanoscale components that can perform simple tasks such as sensing, computation and communication. A single nanomachine can only perform limited tasks due to its size and simple structure. On the other hand, several nanomachines can cooperate over a network to perform more complex tasks. These networks are called nano-networks. A nano-network is a system in which nanomachines communicate and cooperate with each other and thus perform more complex tasks such as health measurement, smart drug delivery, and detection of biological and chemical attacks in nanoscale environments. Using nano-networks, coordination is ensured in tasks that require cooperation between nanomachines, sensory data may be collected and information messages can be sent to the outer entities from the molecular communication systems.

Because of their small size and limited capabilities, classical communication systems in nanomachines are not applicable. Mechanical, acoustic, molecular and electromagnetic communication systems have been proposed for nanomachines. In mechanical communication systems, information is transmitted between the receiver and the transmitter over a mechanical structure. The mechanical structure here must contact the receiver and transmitter. On the other hand, when the receiver and transmitter are located far from each other, direct contact between the two is not possible. In acoustic communication, data transmission is transmitted by acoustic energy such as pressure change. However, integration of this system to the nanoscale regime is not possible due to the size constraints of the acoustic transducer and radio frequency (RF) transceiver structures.

In electromagnetic communication, data transmission is based on modulation and demodulation of electromagnetic waves. In the electromagnetic communication system, nanoscale carbon nanotube radio and antenna are used. But these systems are not bio-compatible. Besides, electromagnetic communication method requires high energy consumption. Therefore, this method is not suitable for a communication system made at nanoscale.

On the other hand, in molecular communication, which is another communication system introduced for nanomachines, information is sent from the transmitter

nanomachine to the receiver nanomachine by being encoded on molecules. Molecular communication is by far the most capable and reliable communication system among the communication systems mentioned above for nanotechnology by far.

Molecular communication occurs naturally in nature at nanoscale. It is bio-compatible because it is inspired by communication between natural cellular structures. For example, in the immune system, white blood cells cooperate with each other by communicating through molecules and destroy dangerous pathogens.

Molecular communication has many applications in biomedical, environmental and industrial areas. Applications such as the immune system support, smart drug delivery and health monitoring can be given as examples in the biomedical field. In the environmental field, molecular communication can be used in environmental monitoring and animal and biodiversity control applications. On the other hand, pattern and structure formation and functional materials in the industrial field are applications where molecular communication can be used.

Molecular communication is of great importance for nanomachines to be used in these applications. Various molecular communication systems such as ion signaling, active transport, bacteria-based communication and diffusion-based communication have been investigated for nanomachines. Among these communication systems, diffusion-based molecular communication is an energy-efficient communication system.

In the diffusion-based molecular communication system, the information molecules sent from the transmitter pass through a fluid medium and reach the receiver with free diffusion. In diffusion-based molecular communication systems, inter-symbol interference (ISI) is higher than in classical radio frequency (RF)-based communication due to the random diffusion propagation of molecules. This results in an unreliable communication system.

Besides, because nanomachines are nanoscale autonomous machines, they have certain limitations in terms of energy, size, and computational ability.

Due to these limitations of nanomachines and high inter-symbol interference in diffusion-based molecular communication systems, receiver detection methods with low computational complexity and high bit error rate performance are required for reliable and applicable communication in diffusion-based molecular communication systems.

In this thesis, receiver detection methods are investigated in diffusion-based molecular communication systems. In this context, the maximum likelihood sequence detection method proposed in the literature has been modified by taking into account the DC bias created by the ignored ISI terms, and Viterbi branch metrics, which are better in terms of bit error performance, are obtained. It has been seen that the modified Viterbi algorithm has the same computational complexity as the classical Viterbi algorithm proposed in the literature. On the other hand, the modified Viterbi algorithm shows better bit error rate performance than the classical Viterbi algorithm. The modified Viterbi algorithm is used as a benchmark for the bit error rate performances of the proposed receiver detection methods.

Wiener filter which is valid in stationary channels is proposed as a receiver detection method for diffusion-based molecular communication by using the statistical mean of the signal-dependent observation noise variance. Extended Kalman filter, which can be used in non-stationary and nonlinear channels, is proposed for the first time as a receiver detection method for diffusion-based molecular communication. The least mean squares error (MMSE) receiver detection method proposed in the literature was used as a benchmark for the bit error rate performances of Wiener and Kalman filters. The bit error rate performances of the proposed receiver detection methods are also compared with the adaptive threshold and fixed threshold detection methods proposed in the literature.

It has been observed that the extended Kalman filter, whose computational complexity is lower than the Viterbi algorithm, shows better bit error rate performance than the Viterbi algorithm when the distance between the receiver and the transmitter decreases or the number of molecules sent from the transmitter is high. Moreover, it has been observed that the extended Kalman filter has better bit error rate performance than the Viterbi algorithm, even though it has less number of states than the Viterbi algorithm.

While the Wiener filter shows better bit error rate (BER) performance than the adaptive threshold estimation method, it is observed that it has similar BER performance with the fixed threshold detection method under certain conditions. It has been shown that the Wiener filter has a better BER performance than the MMSE detection method with lower computational complexity. Moreover, the Wiener filter with only two-length coefficient vector shows sufficient bit error rate performance for a given bit duration. On the other hand, the extended Kalman filter shows better BER performance than the other receiver detection methods. As a result, Wiener filter with linear computational complexity and Kalman filter with quadratic computational complexity have been shown as viable receiver detection methods with high BER performance for molecular communication.

Most model-based receiver detection methods require channel state information (CSI) at the receiver. The observation noise in the molecular communication channel is statistically dependent on the signal sent from the transmitter. Therefore, the state of the molecular communication channel changes over time and the channel state information is difficult to predict at the receiver. In addition, the sensitivity of the detection of channel state information at the receiver may affect the performance of model-based receiver detection methods. On the other hand, artificial intelligence based receiver detection methods do not need channel state information (CSI) at the receiver. Machine learning and deep learning models can be used as an artificial intelligence based receiver detection method for a diffusion-based molecular communication system without the need for channel state information at the receiver. In this thesis, decision tree, bootstrap aggregating, random forest and adaptive boosting machine learning algorithms are proposed for diffusion based molecular communication system and BER performances are compared with fixed threshold detection and feed forward fully-connected artificial neural network based receiver detection methods which are suggested in the literature. When a single decision tree is used, artificial neural network and fixed threshold detection methods have better BER performance than the decision tree algorithm. On the other hand, bootstrap

aggregation, random forest and adaptive boosting ensemble methods were found to have better BER performance than artificial neural network and fixed threshold detection methods.



1. GİRİŞ

Nanobilim ve nanoteknoloji, 1 ile 10 nanometre arasındaki teknolojileri çalışan ve uygulayan, kimya, biyoloji, fizik, malzeme bilimi ve mühendislik gibi diğer bilim dalları ile birlikte kullanılabilen bir bilim dalıdır. Nanoteknoloji bu ölçekteki malzemelerin görüntülenmesi, ölçülmesi, modellenmesi, üretilmesi ve sentezlenmesini içermektedir [1].

Nanoteknolojinin temel fonksiyonel birimi nanomakinelerdir. Nanomakineler algılama, hesaplama, haberleşme ve çalıştırma gibi basit görevleri yapabilen nano ölçekte bileşenlerden oluşmaktadır [2]. Tek bir nanomakine, boyutu ve basit yapısından dolayı sadece sınırlı görevleri yerine getirebilmektedir. Öte yandan, bir kaç nanomakine daha karmaşık görevleri yerine getirebilmek için bir ağ üzerinden iş birliği yapabilir. Bu ağlar nano ağlar olarak adlandırılmaktadır. Nano ağ, nanomakinelerin birbirleri ile haberleşerek iş birliği yaptığı ve bu sayede sağlık ölçümü, akıllı ilaç gönderimi, nano ölçekteki çevrelerde biyolojik ve kimyasal saldırıların tespiti gibi daha karmaşık görevlerin yerine getirilebildiği bir sistemdir [3]. Nano ağlar kullanılarak aşağıdaki uygulamalar yerine getirilebilir [4].

- Nanomakineler arasında işbirliği gereken görevlerde koordinasyonun sağlanması
- Sensör verilerinin toplanması
- Sensör verileri kullanılarak gerekli kararların verilmesi
- Moleküler haberleşme sistemi dışındaki sistemlere bilgi mesajlarının iletilmesi

Küçük boyut ve sınırlı kabiliyetlerinden dolayı nanomakinelerde klasik haberleşme sistemlerinin uygulanması zordur. Nanomakineler için mekanik, akustik, moleküler ve elektromanyetik haberleşme sistemleri önerilmiştir [3,5]. Mekanik haberleşme sistemlerinde bilgi alıcı ve verici arasında mekanik bir yapı üzerinden iletilmektedir. Buradaki mekanik yapının alıcı ve vericiye temas etmesi gerekmektedir. Öte

yandan, alıcı ve verici birbirlerinden uzak bir noktaya konumlandırıldığında, ikisi arasındaki doğrudan temas mümkün olmamaktadır. Bu yüzden mekanik haberleşme nanomakineler için uygulanabilir değildir. Akustik haberleşmede, veri iletimi basınç değişimi gibi akustik enerji ile iletilmektedir. Fakat akustik dönüştürücü ve radyo frekansı (RF) alıcı-verici yapılarının boyut kısıtlamalarından dolayı bu sistemin nano ölçeğe entegrasyonu mümkün değildir.

Elektromanyetik haberleşmede, veri iletimi elektromanyetik dalgaların modülasyon ve demodülasyonuna dayanmaktadır. Elektromanyetik haberleşme sisteminde nano ölçekte karbon nano tüp radyo ve anten kullanılmaktadır. Fakat bu sistemler biyo-uyumlu değildir. Bunun yanın sıra, elektromanyetik haberleşme yöntemi yüksek enerji tüketimine ihtiyaç duymaktadır. Bu yüzden nano ölçekte yapılan haberleşme sistemi için bu yöntem uygun değildir.

Öte yandan, nanomakineler için önerilen diğer bir haberleşme sistemi olan moleküler haberleşmede, bilgi verici nanomakineden alıcı nanomakineye moleküller üzerine kodlanarak gönderilir. Moleküler haberleşme, nanoteknoloji için yukarıda bahsedilen haberleşme sistemleri içerisinde en kabiliyetli ve güvenilir haberleşme sistemidir.

Moleküler haberleşmede nano ölçekte doğada doğal yollar ile oluşan bir haberleşme yöntemidir. Doğal hücresel yapılar arasındaki haberleşmeden esinlendiğinden biyo-uyumludur. Örnek olarak, bağışıklık sisteminde, beyaz kan hücreleri kendi aralarında moleküller üzerinden haberleşerek iş birliği yaparlar ve tehlikeli patojenleri yok ederler.

Moleküler haberleşmenin biyomedikal, çevre ve endüstriyel olmak üzere birçok alanda uygulaması bulunmaktadır [5,6]. Bu uygulamalara aşağıdaki örnekler verilebilir.

- Biyomedikal uygulamalar
 - Bağışıklık sisteminin desteklenmesi: Bağışıklık sistemi tehlikeli patojenlerin yok edilmesinden sorumlu kan hücrelerinden oluşan bir sistemdir. Bu sistemde kan hücreleri moleküler haberleşme ile işbirliği yapmaktadırlar. Bağışıklık sisteminin zayıfladığı kanser gibi hastalıklarda, beyaz kan hücresi gibi davranan nanomakineler moleküler haberleşme kullanarak bağışıklık

sistemine destek olabilir ve kanserli hücreleri yada zararlı patojenleri yok edebilirler [7].

- Akıllı ilaç gönderimi: Akıllı ilaç gönderim sistemi ilaçların gönderimini ve dağıtılmasını kontrol eder. Moleküler haberleşme kullanılarak ilaçlar sadece gönderilmesi gereken dokulara gönderilirler. Böylece ilaçların zararlı yan etkilerinden diğer dokular etkilenmemiş olurlar.
- Sağlık durumun izlenmesi: Moleküler haberleşme, sağlık durumunun izlenmesi amacıyla belirli moleküllerin tespit edilmesi ve gözlemlenmesi için kullanılabilir. Örneğin, vücutta belirli bir molekülün dağılımının algılanması için nanomakineler kullanılabilir. Bu uygulamada, moleküllerden toplanan bilginin gözlemlenmesi ve merkezi bir sisteme aktarılması için nanomakinelerin moleküler haberleşme kullanması gerekmektedir [8,9].

- Çevre uygulamaları

- Çevresel gözetleme: Çevre uygulamalarında, radyoaktif moleküller de dahil olmak üzere çevreye zarar verebilecek belirli moleküllerin tespiti yapılabilir ya da gözlemlenebilir. Böylece radyoaktif kirlilik gibi yaşamı tehdit edebilecek durumların önceden önüne geçilebilir. Belirli molekülleri algılayabilen nanomakineler ile istenmeyen moleküllerin kaynağının tespiti ve yerinin belirlenmesi görevleri yerine getirilebilir. Örneğin, havadaki zararlı parçacıkları algılayan nano-filtreler bu parçacıkları tespit etme ve ortada kaldırma görevleri için geliştirilebilirler [10].
- Hayvan ve biyoçeşitlilik kontrolü: Hayvanlar tarafından yayılan feromon molekülleri moleküler haberleşme ile tespit edilerek hayvan nüfusu kontrol edilebilir. Ayrıca sentetik olarak üretilen feromon molekülleri ile belirli hayvanların belirli bölgelerdeki nüfusu kontrol altında tutulabilir.

- Endüstriyel uygulamalar

- Örüntü ve yapı biçimlendirme: Moleküler haberleşme sistemi kimyasal süreçler ile birlikte kullanılarak yeni moleküler örüntü ve yapılar oluşturulabilir [11]. Moleküler haberleşme her bir molekül tipini önceden belirlenmiş

bölgelere taşıyabilirler. Sonra, belirli bölgelere yerleştirilen moleküller ile istenen yapıların oluşturulması için kimyasal süreçler kullanılabilir.

- Fonksiyonel malzemeler: Moleküler haberleşme kullanan nanomakineler arasında kurulacak işbirliği ile daha gelişmiş yeni fonksiyonlara sahip malzemeler elde edilebilir. Örneğin antimikrobiyal ve leke tutmayan kumaşlar nanomakineler kullanılarak geliştirilebilir [12].

Nanomakinelerin işbirliği yaparak bu uygulamalarda kullanılabilmesinde moleküler haberleşmenin önemi büyüktür. Nanomakineler için iyon işaretleşmesi, aktif taşıma, bakteri tabanlı haberleşme ve difüzyon tabanlı haberleşme gibi çeşitli moleküler haberleşme sistemleri literatürde önerilmiştir [4]. Bu haberleşme sistemlerinden difüzyon tabanlı moleküler haberleşme, enerji-verimli bir haberleşme sistemidir.

Difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sisteminde, vericiden gönderilen bilgi molekülleri akışkan bir ortamdan geçerek serbest difüzyon ile alıcıya ulaşmaktadır. Difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemlerinde, moleküllerin rastgele difüzyon yayılımından dolayı, klasik radyo frekansı (RF) tabanlı haberleşmeye göre semboller arası girişim (ISI) daha fazladır. Bu da haberleşme sistemine güvenilirliğini azaltmaktadır.

Bunun yanı sıra, nanomakineler nano ölçekli otonom makineler olduğundan, enerji, boyut, hesaplama kabiliyeti açısından belirli kısıtlamalara sahiptirler.

Nanomakinelerin sahip olduğu bu kısıtlamalar ve difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemlerindeki yüksek semboller arası girişimden dolayı, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemlerinde güvenilir ve uygulanabilir bir haberleşme için düşük hesaplama karmaşıklığına ve yüksek bit hata oranı performansına sahip alıcı kestirim yöntemleri gerekmektedir.

Bu tezde, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemlerinde model tabanlı ve yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri araştırılmaktadır. Bu kapsamda, Wiener ve Kalman filtre model tabanlı alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiş ve hesaplama karmaşıklığı ve bit hata performansı açısından literatürdeki alıcı kestirim yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. Diğer bir model tabanlı alıcı kestirim yöntemi olan Viterbi

algoritmasının dal metrikleri bit hata performansını arttıracak şekilde değiştirilerek yapılan karşılaştırmalar için temel ölçüt olarak kullanılmıştır.

Ayrıca yapay zeka tabanlı makine öğrenmesi algoritmalarından karar ağacı, çok modellenli rastgele örnekleme, karar ağaçları ormanı ve uyarlamalı takviyeli sınıflandırma modelleri difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi için alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiş ve literatürde önerilen sabit eşik değeri alıcı kestirim yöntemi ve ileri beslemeli tam bağlantılı yapay sinir ağı alıcı kestirim yöntemi ile bit hata oranı performansı yönünden karşılaştırılmıştır.

2. Bölüm’de moleküler haberleşme sisteminin sistem modeli tanıtılmıştır. Sistemin blok diyagramı verilmiş ve sistemi oluşturan her bir bileşen ayrıntılı olarak açıklanmıştır. Geometrik yapılarına göre farklı alıcı ve verici tipleri verilmiştir. Literatürde tanıtılan farklı modülasyon teknikleri verilmiş ve performans karşılaştırmaları yapılmıştır. Akışkan ortamda bilgi moleküllerine etkiyen fiziksel olgular verilmiştir. Adveksiyon-reaksiyon-difüzyon kısmi türev denklemi verilerek belirli koşullarda bu kısmi türev denkleminin çözümü ile moleküler haberleşme sistemi için kanalın dürtü cevabı verilmiştir. Kanalın dürtü cevabı kullanılarak moleküler haberleşme sistemi için eş değeri ayırık zaman kanal modelleri verilmiştir. Bu kanal modellerinden Gauss yaklaşımı kanal modeli, tezde önerilen model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin tasarımı kullanılırken, gerçek kanal modeli bilgisayar benzetimleri ve yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin eğitim ve test verilerinin eldesi için kullanılmıştır.

3. Bölümde, literatürde difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi için önerilen model ve yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri verilmiştir. Ayrıca, tezde önerilen model tabanlı alıcı kestirim yöntemleri ile bit hata performansı (BER) açısından karşılaştırması yapılan sabit eşik değeri, uyarlamalı eşik değeri, en az ortalama kareler hatası (MMSE) ve en büyük olabilirlik (ML) alıcı kestirim yöntemleri verilmiştir. Ayrıca yapay zeka algoritmaları ile ilgili genel bilgi verilmiş ve önerilen yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri ile BER performansı açısından karşılaştırılan ileri beslemeli tam bağlantılı yapay sinir ağının yapısı ve çalışma prensibi açıklanmıştır.

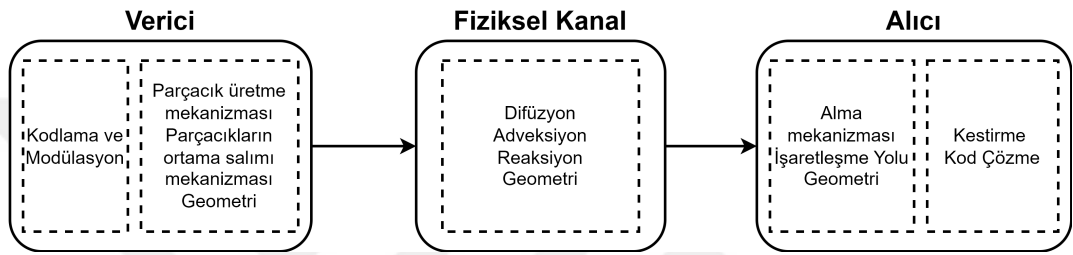
4. Bölümde, tezde önerilen model tabanlı ve yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri anlatılmış, bu alıcı kestirim yöntemlerinin hesaplama karmaşıklıkları verilmiştir. Farklı molekül sayıları, uzaklık, bit süresi gibi parametrelere göre BER performansı elde edilmiş ve literatürde önerilen diğer alıcı kestirim yöntemleri ile karşılaştırması yapılmıştır.

5. Bölümde, tezde yapılan çalışmalardan elde edilen sonuçlar verilmiştir.



2. DİFÜZYON TABANLI MOLEKÜLER HABERLEŞME SİSTEMİ

Difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi, diğer klasik haberleşme sistemlerinde olduğu gibi, verici, kanal ve alıcı olmak üzere üç temel bileşenden oluşmaktadır. Şekil 2.1’de difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sisteminin temel bileşenlerini içeren blok diyagramı verilmiştir. Blok diyagramında gösterilen her bir bileşenin



Şekil 2.1 : Moleküler haberleşme sistemi blok diyagramı.

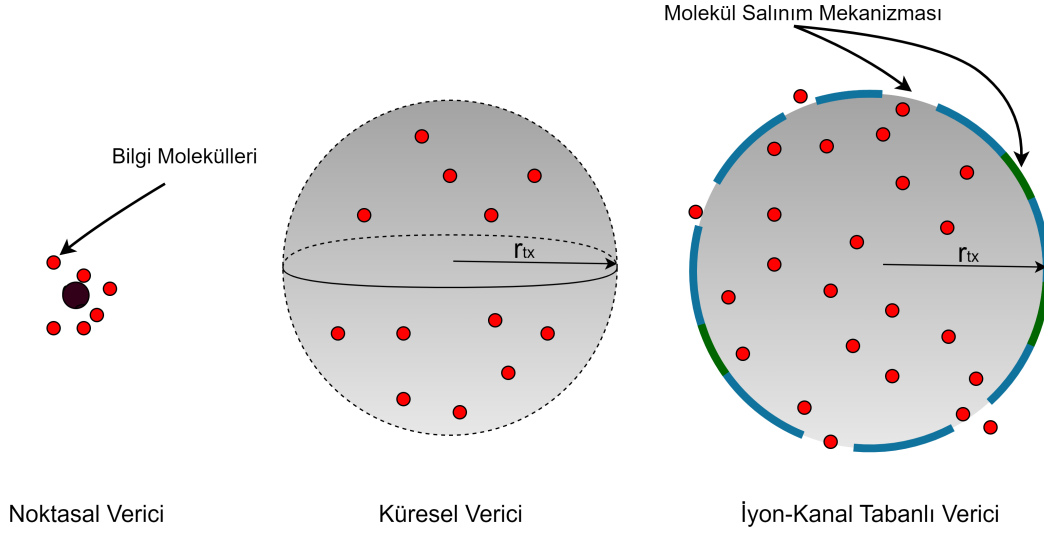
fonksiyonel özellikleri aşağıda açıklanmıştır.

Moleküler haberleşmede verici farklı geometrik yapılarda olabilen, bilgi bitlerinin kodlanması ve modülasyonundan sorumlu birimdir. Moleküler haberleşmede bilgi bitleri moleküllerin sayısı, türü ve salınma zamanına göre modüle edilir. Ayrıca, verici, moleküllerin üretilmesi, saklanması ve fiziksel kanala salınması mekanizmalarından da sorumludur.

Moleküler haberleşme sistemlerinde geometrik yapılarına göre noktasal, küresel ve iyon-kanal tabanlı olmak üzere üç farklı verici modeli bulunmaktadır. Şekil 2.2’de bu verici modelleri gösterilmiştir. Vericinin geometrik yapısı serbest difüzyon hareketi yapan bilgi moleküllerinin hareketine etki ederek kanalın dürtü yanıtını değiştirmektedir. Bu yüzden, moleküler haberleşme sisteminin tasarımında önemlidir. Geometrik yapılarına göre verici modelleri aşağıda verilmiştir.

- Noktasal verici

Noktasal verici [13], vericinin geometrik etkisinin hesaba katılmadığı, sıfır-boyutlu olarak modellenen ve moleküler haberleşmede en çok kullanılan verici modelidir.



Şekil 2.2 : Verici modelleri.

Noktasal vericide, genellikle moleküllerin ani bir şekilde üretildiği ve hemen fiziksel kanala gönderildiği varsayılmaktadır. Noktasal vericide parçacık üretimi ve parçacıkların yayılım mekanizması göz ardı edilmektedir.

- Küresel verici

Küresel vericide, noktasal vericinin aksine verici geometrisi hesaba katılmaktadır. Moleküllerin hepsi tek bir noktadan değil de küresel vericinin içinde dağılmış olarak üretilmektedir [14]. Moleküller gerçekte belirli bir yer kapladığından, küresel verici noktasal vericiye göre daha gerçekçi bir modeldir. Öte yandan, küresel vericide moleküller ani bir şekilde üretilir ve vericinin transparan olduğu varsayılmaktadır. Bu yönleriyle, küresel vericide parçacıkların üretilmesi ve salınımı mekanizmaları göz ardı edilmektedir.

- İyon-kanal tabanlı verici

İyon kanal tabanlı verici modelinde [15], hem vericinin geometrisi hem de moleküllerin salınma etkisi hesaba katılmaktadır. Bu verici yapısı küresel bir nesne olarak modellenmektedir. Vericinin dış çeperinde açılıp kapanabilen iyon kanalları vardır ve bu kanallar gerilim yada ligand parametreleri ile kontrol edilir. İyon kanalları açıldığında bu kanallardan moleküller difüzyon yolu ile akışkan ortama gönderilir. Bu modelde parçacıkların üretimlerinin etkisi göz ardı edilmektedir.

Fiziksel kanal moleküllerin vericiden ayrıldıktan sonra hareket ettiği ve yayıldığı ortamdır. Difüzyon tabanlı moleküler haberleşmede moleküllerin hareketi difüzyon süreci ile tanımlanır. Öte yandan, moleküllerin rastgele yürüyüş hareketi adveksiyon, reaksiyon, fiziksel ortamın geometrisi ve kanaldaki engeller gibi diğer faktörlerden de etkilenmektedir.

Geometrik özelliklerine göre fiziksel kanallar sınırlı ve sınırsız kanal olmak üzere ikiye ayrılır.

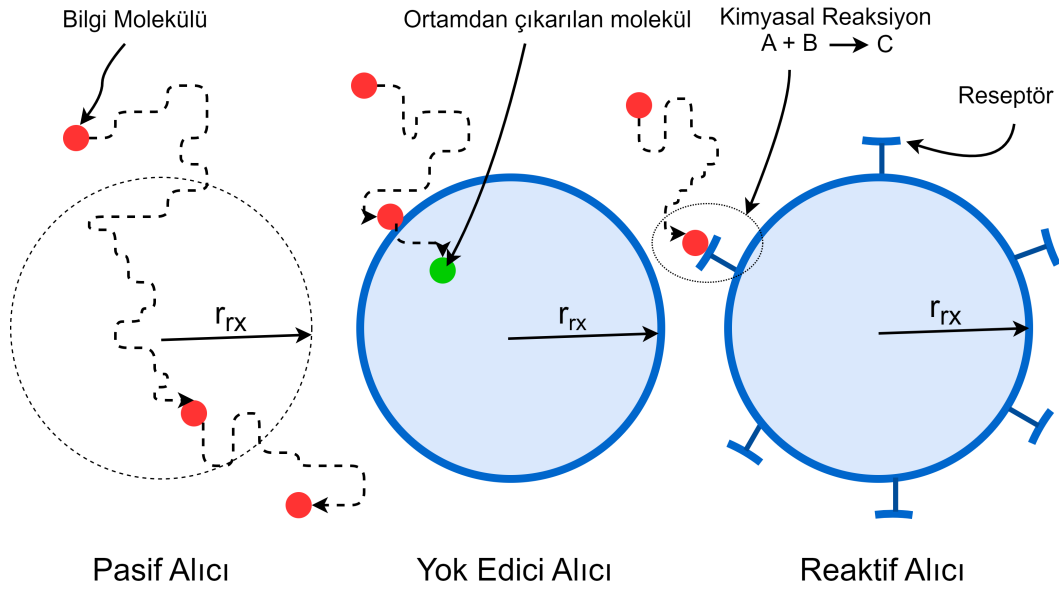
- Sınırsız (unbounded) kanal: Sınırsız kanal modelinde fiziksel kanalın geometrik yapısı ihmal edilmektedir. Kanalin sonsuz akışkan bir ortam olduğu varsayılmaktadır.
- Sınırlı (bounded) kanal: Sınırlı kanal modelinde ise fiziksel kanalın geometrik yapısı hesaba katılmaktadır.

Alıcı, vericiden gönderilen ve fiziksel kanaldan geçerek alıcıya ulaşan molekülleri gözlemler ve moleküller tarafından taşınan bilginin elde edilmesi için gereken kestirim ve kod çözme işlemlerini yerine getirir. Alıcı, molekülleri kestirebilmek için harici sensör birimlerine sahiptir. Ayrıca, alıcıda sensörlerden elde ettiği veriyi işaret kestirimi ve kod çözme işlemlerine uygun, işlenebilir hale dönüştürecek arayüz bileşenleri bulunmaktadır.

Moleküler haberleşmede pasif alıcı, yok edici alıcı ve reaktif alıcı olmak üzere geometrik yapılarına göre üç farklı alıcı yapısı bulunmaktadır. Bu alıcı yapıları Şekil 2.3'te verilmiştir.

- Pasif alıcı

Pasif alıcı [13,16]–[24] pasif alma mekanizması ile çalışır ve transparan alıcı yada mükemmel gözetim alıcısı olarak da adlandırılır. Vericiden gönderilen moleküller difüzyon yolu ile alıcıya girip çıkar. Pasif alıcı modeli küçük yüksüz moleküllerin difüzyonunu modellemede oldukça iyi bir yaklaşımdır. Pasif alıcılarda, alıcının hacmi V_{rx} içindeki bütün noktalar algılama alanı olarak tanımlanmakta ve bu hacmin içindeki moleküller gözlenen işareti oluşturmaktadır.



Şekil 2.3 : Alıcı modelleri.

- Yok edici alıcı

Yok edici alıcıda [25]–[30] pasif alıcının aksine alıcı geometrisinin kimyasal ve fiziksel özellikleri de hesaba katılır. Yok edici alıcıya difüzyon yolu ile ulaşan moleküller alıcının yüzeyine çarpar çarpmaz ortamdan çıkarılır. Yok edici alıcının algılama alanı alıcının yüzeyi S_{rx} 'deki bütün noktalardır. Gözlenen işaret ise son derece küçük bir dt zamanında alıcının yüzeyine çarpan molekül sayısıdır.

- Reaktif alıcı

Büyük yada yüklü moleküller hücre çeperinden difüzyon yolu ile geçemeyeceğinden hücre çeperinin dışındaki alıcı reseptörler ile algılanabilmektedirler. Vericiden gönderilen A tipi moleküller reaktif alıcının yüzeyindeki B tipi reseptör proteinler ile bimoleküler ikinci mertebeden reaksiyona girerek C tipi moleküllere dönüştürülür. Böylece moleküller algılanarak ortamdan uzaklaştırılmış olurlar. Reaktif alıcılarda algılama alanı reseptörler ile kaplı olan alıcı yüzeyidir. Aktive edilen reseptör sayısı alınan işareti oluşturmaktadır [31]–[34].

Moleküllerin alıcı tarafından alınma mekanizmasına göre alıcılar tekrarlayan, tekrarlamayan, ani molekül sayan ve molekül toplayan olmak üzere dört sınıfa ayrılır.

- Tekrarlayan (recurrent) alıcı

Tekrarlayan alıcıda, moleküller alıcı tarafından birden fazla kez algılanabilir.

- Tekrarlamayan (nonrecurrent) alıcı

Tekrarlamayan alıcıda ise, moleküller alıcı tarafından yalnızca bir kez algılanır. Algılanan moleküller ortamdan uzaklaştırılır.

- Ani Molekül sayan (instantaneous-counting-molecule, ICM) alıcı

Ani molekül sayan alıcıda, alıcı belirli bir gözlem süresi $[t_m - \Delta t, t_m]$ içinde reseptörlerine gelen molekülleri sayar. Alıcıda gözlemlenen işaret $y(t_m) = n^{arv}(t_m) - n^{arv}(t_m - \Delta t)$ 'dir. Burada $t_m = m\Delta t$, $m = 1, 2, 3, \dots$, olmak üzere m . örnekleme anını göstermektedir. Örnekleme aralığı Δt 'dir. $n_{arv}(t)$, t anında alıcıya gelen molekül sayısını göstermektedir.

- Molekül toplayan (accumulative-counting-molecule, ACM) alıcı

Molekül toplayan alıcı ise t_m anına kadar alıcının reseptörlerine gelen molekülleri sayar, alıcıyı terk eden molekül sayısını ise toplamdan çıkarır. Bu alıcıda gözlemlenen işaret $y(t_m) = n^{arv}(t_m) - n^{dept}(t_m)$ olur. Burada $n^{dept}(t)$, t anında alıcıdan ayrılan molekül sayısını göstermektedir.

Bu bölümde, farklı verici ve alıcı modelleri, literatürde tanımlanan temel modülasyon teknikleri ve bu tekniklerin performans karşılaştırmaları verilecektir. Daha sonra moleküllerin fiziksel kanaldaki hareketini etkileyen faktörler gösterilerek adveksiyon-difüzyon-reaksiyon denklemi elde edilecektir. Daha sonra bu denklem kullanılarak kanalın dürtü yanıtı elde edilecek ve eş değer ayrık zaman kanal modelleri verilecektir. Bölüm 4'de eş değer ayrık kanal modeli kullanılarak difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi için alıcı kestirim yöntemleri önerilecektir.

2.1 Modülasyon Teknikleri

Modülasyon, bilgi mesajının, özellikle günümüzde sayısal sistemler için ikili bit dizisinin, fiziksel ortamda iletme elverişli, kanalın bozucu etkilerine dayanıklılığı yüksek olacak şekilde, taşıyıcının çeşitli karakteristik özelliklerine kodlanması süreci olarak tanımlanmaktadır. Klasik elektromanyetik haberleşme ve diğer bütün haberleşme sistemlerinde olduğu gibi, moleküler haberleşme sistemlerinde de modülasyon sistemin en önemli süreçlerinden biridir. Bu bölümde, moleküler

haberleşme için literatürde tanımlanmış olan en temel modülasyon teknikleri verilecektir.

Moleküler haberleşmede taşıyıcı, boyutları nanometre mertebesinde olan bilgi molekülleridir. Bütün moleküler haberleşme modülasyon teknikleri, verilen mesajın bit değerlerinin bilgi moleküllerinin yayılım özelliklerine modülasyonu ve bu bilgi moleküllerinin vericiden salınımına dayanır.

Literatürde, moleküler haberleşme için farklı modülasyon teknikleri önerilmiştir. Bu teknikler bilgi moleküllerinin yayılım özelliklerine göre 5 farklı grupta toplanabilir [35].

- Konsantrasyon tabanlı teknikler
Bilgi moleküllerin konsantrasyonunda iletilir.
- Molekül tipi tabanlı teknikler
Bilgi farklı molekül tipleri ile ifade edilir.
- Zamanlama tabanlı teknikler
Bilgi moleküllerin zamanla ilişkili özellikleri ile ifade edilir.
- Uzamsal tabanlı teknikler
Çok antenli sistemlerde, bilgi moleküllerin yayılımının uzamsal konumu ile iletilir.
- Hibrit teknikler
Bilgi, yukarıda ifade edilen dört teknikten birkaçı kullanılarak iletilir.

2.1.1 Konsantrasyon tabanlı modülasyon teknikleri

Konsantrasyon tabanlı teknikte, modülasyon, sembol kümesindeki her bir sembolün farklı bir molekül konsantrasyonuna eşlenmesi ile yapılmaktadır ve konsantrasyon kaydırmalı anahtarlama (concentration shift keying, CSK) olarak adlandırılmaktadır. Moleküler haberleşmedeki CSK modülasyonu sayısal haberleşmedeki genlik kaydırmalı anahtarlama modülasyonuna (amplitude shift keying, ASK) denk gelmektedir. ASK modülasyonun avantaj ve dezavantajlarına sahiptir. Uygulaması basit bir sistem olmasına karşın gürültü ve girişime karşı hassastır.

Her bir sembol m sayıda bilgi biti ile ifade edilir. CSK modülasyonunda o anki sembol değerine bağlı olarak vericiden gönderilen molekül sayısı

$$N[k] = n_{s[k]}, \quad s[k] \in \{s_0, s_1, \dots, s_{2^m-1}\} \quad (2.1)$$

olarak verilir. Burada $n_{s[k]}$ her bir sembol değeri için vericiden gönderilen molekül sayısını ifade etmektedir. $s[k]$ modülasyon kümesinden 2^m farklı sembol değeri alabilir.

Alıcı tarafında, bir sembol aralığında alıcıya gelen moleküller sayılır ve eşik değerleri ile karşılaştırılarak o anki sembole karar verilir. Alıcı $2^m - 1$ farklı eşik değeri kullanır. Eşik değeri alıcı kestirim yöntemi adı verilen bu yöntem

$$\hat{s}[k] = \begin{cases} s_0 & y[k] < \lambda_0 \\ s_i & \lambda_{i-1} \leq y[k] < \lambda_i, \quad 1 \leq i \leq 2^m - 2 \\ s_{2^m-1}, & \lambda_{2^m-2} \leq y[k] \end{cases} \quad (2.2)$$

olarak verilir. Burada $\hat{s}[k]$ alıcıda kestirilen sembolü, λ eşik değerini, $y[k]$ alıcının k anında saymış olduğu molekül sayısını ifade etmektedir.

Bu modülasyon tekniğinin en basit formu her bir sembolde bir bitin taşındığı modülasyon çeşididir. Bu modülasyon çeşidine açık-kapalı anahtarlama (on-off keying, OOK) adı verilmektedir. OOK modülasyonunda, bit değeri 1 ise vericiden sabit sayıda bilgi molekülü gönderilirken, bit değeri 0 için o sembol aralığında molekül gönderilmez [36]. OOK modülasyon aynı zamanda ikili konsantrasyon kaydırmalı anahtarlama (binary concentration shift keying, BCSK) olarak adlandırılır ve

$$x(t) = \begin{cases} N\delta(t - kT_b), & u[k] = 1 \\ 0, & u[k] = 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

olarak verilir. Burada $x(t)$ OOK modülasyonlu işareti, $\delta(\cdot)$ Dirac fonksiyonunu, T_b bit periyodunu, $u[k]$ bilgi bit dizisini, N bir bit periyodunda gönderilen molekül sayısını göstermektedir.

Sistemin hata olasılığını azaltmak amacıyla literatürde birçok CSK varyantı modülasyon tekniği önerilmiştir. Genelde CSK varyantı modülasyon tekniklerinde moleküller sembol süresinin başında gönderilir. [37,38]'de önerilen modülasyon tekniğinde ise moleküller sembol süresinin başında ve ortasında gönderilir. Alıcıda ise sembollerinin kestirimi için biri sembol süresinin ilk yarısında, diğeri ise sembol

süresinin diğer yarısında olmak üzere iki kez eşik değeri tabanlı kestirim yapılmaktadır.

Bu kestirim yöntemi

$$\hat{s}[k] = \begin{cases} s_0, & y[k_{fh}] < \lambda \quad \& \quad y[k_{sh}] < \lambda \\ s_1, & \lambda \leq y[k_{fh}] \quad \& \quad \lambda < y[k_{sh}] \\ s_2, & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (2.4)$$

olarak verilmektedir. Burada k_{fh} k . sembol aralığının ilk yarısını, k_{sh} ise k . sembol aralığının ikinci yarısını ifade etmektedir. Bu tekniğe CSK alt zaman dilimi (CSK sub timeslot, CSK-SubTs) adı verilmektedir ve her bir alt sembol diliminde üç sembol değerinden biri taşınır.

ISI'dan dolayı oluşan hatayı minimize eden CSK tabanlı güç ayarlama tekniği [39]–[41]'de önerilmiştir. Bu teknikte vericinin, difüzyon katsayısı, alıcının yarıçapı ve alıcı ve verici arasındaki uzaklık gibi kanal parametreleri ve vericiden gönderilen k anından önceki m sembolü bildiği varsayıldığında verici her bir aynı sembol için alınan molekül sayıları arasındaki farkı minimize edecek şekilde vericiden gönderilen molekül sayılarını ayarlayabilir. Bu tekniğe güç ayarlamalı CSK (power adjustment CSK, CSK-PA) modülasyonu adı verilmektedir. Burada güç ayarlaması geçmişteki m adet sembol kullanılarak yapılır. m değeri arttıkça vericideki hesaplama karmaşıklığı artmaktadır.

2.1.2 Molekül tipi tabanlı modülasyon teknikleri

Molekül tipi tabanlı modülasyon tekniklerinde, verici, sembol kümesindeki her bir sembol için farklı tipte molekül gönderir. Moleküller yarıçap, yayılma eğilimi gibi özellikler açısından benzerlik göstermek ile birlikte, alıcının yüzeyinde bulunan farklı tip reseptörler tarafından algılanabilmektedirler. Böylece, alıcı tek bir sembol süresinde, birbirine ortogonal olan ve birden fazla molekül tipinden oluşan işaretleri algılayabilmektedirler.

Literatürde molekül tipi tabanlı modülasyon tekniği ilk olarak [42]–[45]'de tanıtılmış ve moleküler kaydırmalı anahtarlama (molecular shift keying, MoSK) olarak adlandırılmıştır. En temel MoSK modülasyon yöntemleri olarak, ikili MoSK (Binary MoSK, BMoSK) ve dördü MoSK (Quadruple MoSK, QMoSK) tanıtılmıştır.

MoSK’da, demodülasyon yöntemi olarak her bir sembol süresinde alıcıya gelen farklı tipteki moleküller sayılarak eşik tabanlı kestirim kullanılmaktadır. BMoSK modülasyon için eşik tabanlı kestirim yöntemi

$$\hat{s}[k] = \begin{cases} s_0 & y_a[k] \geq \lambda \quad \& \quad y_b[k] \leq \lambda \\ s_1 & y_b[k] \geq \lambda \quad \& \quad y_a[k] \leq \lambda \\ e, & \text{aksi durumda} \end{cases} \quad (2.5)$$

olarak verilmektedir. Burada, $y_a[k]$ alıcıdaki a tipi molekül sayısını ve $y_b[k]$ b tipi molekül sayısını göstermektedir. e ise alıcının ikili sembol kümesinden hiçbir sembole kestirim yapamadığını göstermektedir. Alternatif olarak

$$\hat{s}[k] = \begin{cases} s_0 & y_a[k] < y_b[k] \\ s_1 & y_a[k] \geq y_b[k] \end{cases} \quad (2.6)$$

olarak verilen çoğunluk tabanlı kestirim yöntemi de kullanılabilir.

Bir sembol süresinde birden fazla tipte molekülün gönderildiği modülasyon tekniği genelleştirilmiş moleküler kaydırmalı anahtarlama (generalized molecular shift keying, GMoSK) olarak adlandırılmaktadır [46]. GMoSK sembol kümesinin eleman sayısını arttırarak daha yüksek veri iletim hızı sağlamasına karşın MoSK’ya göre daha yüksek güç ve daha karmaşık alıcı yapısı gerektirmektedir.

MoSK, CSK modülasyona göre, sembolleri farklı tip moleküllerle gönderdiği için semboller arası girişimi (ISI) azaltır. Öte yandan, vericinin farklı tip molekül gönderebilme kabiliyetine sahip olması gerekliliğinden dolayı daha karmaşık bir verici yapısına ve alıcının farklı tipte reseptörlere sahip olması gerekliliğinden dolayı da daha karmaşık bir alıcı yapısına sahiptir. Ayrıca, MoSK CSK’ya göre ortalama daha yüksek sayıda molekül salımı yapmaktadır. Örnek olarak, BCSK modülasyonda her sembol süresinde molekül gönderilmezken, BMoSK’da her sembol için molekül gönderilmektedir.

İki farklı molekül tipi kullanan ve oran kaydırmalı anahtarlama (ratio shift keying, RSK) modülasyonu adı verilen modülasyon tekniği [47]’de önerilmiştir. Bu modülasyon tekniğinde bilgi iki farklı molekül tipinin oranında gönderilir. İkili RSK’da alıcı sembolleri

$$\hat{s}[k] = \begin{cases} s_0 & y_{a/b}[k] < \lambda \\ s_1 & y_{a/b}[k] \geq \lambda \end{cases} \quad (2.7)$$

olarak verilen kestirim yöntemi ile çözer. Burada $y_{a/b}$ alıcıda k . sembol aralığındaki farklı tiplerdeki moleküllerin oranını göstermektedir. İkili RSK modülasyon MoSK modülasyon ile benzer BER performansı gösterirken, dörtlü RSK'nın BER performansı CSK modülasyonun performansına benzerdir.

Molekül tipi tabanlı diğer bir modülasyon tekniği olan moleküler konsantrasyon kaydırmalı anahtarlama (molecular concentration shift keying, MCSK) [48]'de tanımlanmıştır. Bu modülasyon tekniğinde $s[k] = s_1$ sembolü için tek ve çift numaralı sembol aralıklarında farklı tipte moleküller gönderilmektedir. $s[k] = s_0$ sembolü için ise BCSK modülasyonda olduğu gibi vericiden molekül gönderilmemektedir. Alıcı tarafında ise semboller

$$\hat{S}[k] = \begin{cases} s_0 & \begin{cases} k \bmod(2) = 0 & y_a[k] < \lambda \\ k \bmod(2) = 1 & y_b[k] < \lambda \end{cases} \\ s_1 & \begin{cases} k \bmod(2) = 0 & y_a[k] \geq \lambda \\ k \bmod(2) = 1 & y_b[k] \geq \lambda \end{cases} \end{cases} \quad (2.8)$$

olarak verilen eşik tabanlı kestirim yöntemi kullanılarak çözülebilir. Burada $\bmod$ modülo operatörüdür. Moleküler haberleşme kanalında, s_1 sembol dizisinden kaynaklanan ISI giderek artmaktadır. Böylece sonraki sembolün s_0 olması durumunda, bu sembolün hatalı bir şekilde s_1 olarak çözülmesi büyük olasılıklardır. MCSK modülasyon tekniği, bu problemi çözerek, ikili durum için MoSK modülasyondan daha iyi bir BER performansı göstermektedir. Bunun ile birlikte modülasyon mertebesi arttıkça MCSK modülasyonun performansının MoSK'ya göre daha düşük olduğu gösterilmiştir.

Moleküler geçiş kaydırmalı anahtarlama (molecular transition shift keying, MTSK) modülasyon tekniği [40]'da önerilmiştir. Bu modülasyon tekniği iki farklı molekül tipi kullanarak semboller arası girişimin yapıcı ve yıkıcı etkisine odaklanır. s_1 sembolünden kaynaklanan ISI bileşeni sonraki gelen semboller s_1 ise yapıcı, s_0 ise yıkıcı etki gösterir. MTSK'da verici bir sonraki sembol değeri $s[k+1]$ 'e bakarak $s[k]$ sembol değeri için hangi tip molekül göndereceğine karar verir. k anında gönderilecek sembole göre vericiden gönderilen molekül tipleri

$$N[k] = \begin{cases} N_a & s[k] = s_1 \quad \& \quad s[k+1] = s_1 \\ N_b & s[k] = s_2 \quad \& \quad s[k+1] = s_0 \\ \emptyset & s[k] = s_0 \end{cases} \quad (2.9)$$

olarak verilmektedir. Burada $\&$ ve operatörüdür. $\emptyset$ ise molekül gönderilmediğini ifade etmektedir. MTSK'da BCSK'ya benzer bir şekilde s_0 sembolü için molekül gönderilmez. Alıcıda ise her iki tip molekülün konsantrasyonuna bakarak semboller kestirilir. Bu alıcı kestirim yöntemi

$$\hat{S}[k] = \begin{cases} s_0 & y_a[k] < \lambda \quad \& \quad y_b[k] < \lambda \\ s_1 & y_a[k] \geq \lambda \quad | \quad y_b[k] \geq \lambda \end{cases} \quad (2.10)$$

olarak verilmektedir. Burada $|$ veya operatörüdür. Bu şekilde sembol geçişlerinde ISI'nın yıkıcı etkisi azaltılarak BER performansı artırılır. MTSK, CSK ve MoSK'ya göre daha iyi BER performansı göstermektedir.

Zebra CSK adı verilen molekül tipi tabanlı gelişmiş bir modülasyon tekniği [49]'da önerilmiştir. Bu teknikte vericiden s_1 sembolleri için sembol numaralarına göre a ve b tipinde iki farklı molekül gönderilir. Ayrıca a tipi molekül gönderildiğinde, daha önceki sembol süresinde gönderilen b tipi molekülü yok edici ym_b tipinde molekül, b tipi molekül gönderildiğinde ise a tipi molekülü yok edici ym_a tipinde molekül gönderilmektedir. Böylece yok edici moleüller önceki sembol sürelerinde gönderilen moleülleri yok ederek semboller arası girişimi azaltır.

2.1.3 Zamanlama tabanlı modülasyon teknikleri

Zamanlama tabanlı modülasyon tekniklerinde bilgi moleüllerin gönderilme zamanına göre kodlanır. Bu modülasyon tekniğinde molekül haberleşme kanalı molekül zamanlama kanalı (molecular timing channel, MTC) olarak adlandırılır. diğer modülasyon tekniklerinin aksine kanal girişi ayrık değil sürekli. MTC kanal modeli ilk olarak [50]'de önerilmiştir. Bu kanal modeli zamanlama tabanlı modülasyonlar için daha uygundur. En basit formda, MTC, vericiden t_r anında molekül gönderilmesine dayanır. Burada bilgi moleüllerin gönderilme anında (release time, RT) kodlanır. Bilgi molekülünün alıcıya t_y süre sonra ulaşması

$$t_y = t_r + t_n \quad (2.11)$$

olarak verilmektedir. Burada t_n molekülün yayılımından kaynaklanan rastgele gecikmedir.

Literatürde birçok çalışma, moleküler haberleşme sistemleri için darbe yeri modülasyonuna (pulse position modulation, PPM) odaklanmıştır [51]–[56]. Bu modülasyon tekniğinde bilgi darbe zamanında modüle edilir. PPM’de sembol süresi m alt zaman aralıklarına bölünür. Burada m sembol kümesinin eleman sayısını göstermektedir. Gönderilecek sembole göre N adet molekül ilgili sembolün alt zaman aralığının başında gönderilir. PPM modülasyonda alıcı kestirim yöntemi

$$\hat{s} = s_l, \quad l = \arg \max_{0 \leq s < m} y_s \quad (2.12)$$

olarak verilir. Burada y_s s . alt sembol aralığında alıcıya ulaşan molekül sayısını göstermektedir. [51]’de ikili durum için CSK modülasyonun PPM’e göre daha iyi BER performansına sahip olduğu gösterilmiştir. Öte yandan [52]’de modülasyon mertebesi arttıkça PPM’de ISI daha az olduğu için, PPM’in CSK’dan daha iyi BER performansına sahip olduğu gösterilmiştir.

Bilgiyi moleküllerin gönderme zamanına göre modüle etmenin en büyük problemlerinden birisi alıcı ve vericinin senkronize olması ihtiyacıdır. [51]’de bilgiyi iki ardışık molekül gönderimi arasındaki zaman aralıklarında modüle eden asenkron zamanlama tabanlı modülasyon tekniği önerilmiştir. [57]’de ise bilgi, moleküllerin gönderilmesi arasındaki zaman aralıklarının yanı sıra farklı molekül tipleri ile modüle edilmiştir.

Diğer bir zamanlama tabanlı modülasyon tekniği olan moleküler frekans kaydırmalı anahtarlama (molecular frequency shift keying, MFSK) modülasyon tekniği [58]’de tanıtılmıştır. Bu teknikte modülasyon moleküllerin gönderilme zamanı sıklığı değiştirilerek yapılmaktadır. [59]’da MFSK modülasyon CSK ile karşılaştırılmış ve MFSK’nın iyi bir BER performansı gösterdiği gözlemlenmiştir.

2.1.4 Uzamsal modülasyon teknikleri

Uzamsal modülasyon teknikleri, bilgi mesajını çeşitleme kullanarak göndermeyi amaçlar. Bilgi çok antenli sistemlerde verici anten indeksinde kodlanır ve alıcı moleküllerin hangi antenden gönderildiğini kestirerek sembolleri çözer. Uzamsal modülasyon tekniklerinde alıcı ve vericideki anten çiftleri arasındaki mesafe birbirlerinden farklıdır.

Moleküler çok girişli çok çıkışlı (multiple input multiple output, MIMO) sistemler için uzamsal çeşitleme literatürde [61]–[64]’de önerilmiştir. Bu çalışmalarda klasik modülasyon teknikleri kullanılarak veri hacmi artırılmıştır. Öte yandan [65]’de, indeks modülasyonu ilk kez moleküler haberleşmeye uyarlanmış ve moleküler indeks modülasyonu olarak adlandırılmıştır. Ayrıca moleküler indeks modülasyonunun temel formu olan ve sadece bir anten kullanan moleküler uzay kaydırmalı anahtarlama (molecular space shift keying, MSSK) modülasyonu önerilmiştir [65].

m ’li MSSK’da bir sembol süresinde m adet antenden yalnızca biri aktiftir. Aktif olan anten, gönderilecek sembole göre daha önceden belirlenmiş sayıda molekül gönderir. Vericiden gönderilen moleküller

$$N_{s_i}[k] = N_i, \quad s[k] = s_i \quad (2.13)$$

olarak verilir. Burada $N_{s_i}[k]$ s_i sembolü için gönderilen molekül sayısını göstermektedir. Alıcıda ise semboller

$$\hat{s}[k] = s_l \quad l = \arg \max_{j \in \{0,1,\dots,m-1\}} y_j[k] \quad (2.14)$$

olarak verilen maksimum sayma kestirimi yöntemi kullanılarak çözülür. Burada $y_j[k]$ j ’inci alıcı antenin bir sembol süresinde almış olduğu molekül sayısını göstermektedir.

2.1.5 Hibrit modülasyon teknikleri

Moleküler haberleşmede birçok modülasyon tekniği moleküllerin yalnızca bir özelliğine odaklanmaktadır. Öte yandan, literatürde moleküllerin birden fazla özelliğini kullanan modülasyon teknikleri de önerilmiştir. Bu modülasyon teknikleri yüksek veri hızlarına ulaşabilmelerine rağmen alıcı ve vericide daha karmaşık yapılara ihtiyaç duyduklarından pratikte kullanım alanları sınırlıdır.

m -kanallı CSK (m-channel CSK, m-CCSK) modülasyon tekniği [66,67]’de önerilmiştir. Bu modülasyon tekniğinde bilgi m farklı molekül tipi kullanılarak CSK modülasyonu ile iletilmektedir. m-CCSK modülasyonda m sayıda bağımsız kanal vardır ve veri hızını m oranında artırır. Öte yandan, moleküllerin sentezlenmesi, saklanması ve gönderilmesi açısından CSK modülasyona göre daha fazla enerji tüketimine sahiptir. Alıcı tarafında ise farklı molekül tiplerini tanıyabilecek reseptörlere ihtiyaç olduğundan karmaşık bir alıcı tasarımına ihtiyaç duymaktadır.

Konsantrasyon ve molekül tipini kullanan diğer bir hibrit modülasyon tekniği hibrit modülasyon yöntemi (hybrid modulation scheme, HMS) tekniğidir [68]. Bilgi dizisinde ardışık olarak gelen sembollerin bazıları aynı değere sahip olabilmektedir. Böylece ardışık gelen ve aynı değere sahip olan semboller tek bir giriş işareti olarak alınabilir. Burada u bilgi dizisindeki semboller

$$u = \{1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1\} \quad (2.15)$$

olarak ifade edildiğinde, $l[k]$ tekrarlama sayısı ve $V[k]$ sembol değerleri

$$V[k] = \{1, 0, 1, 0, 1\} \quad (2.16)$$

$$l[k] = \{3, 2, 1, 2, 1\}$$

olarak verilir. HMS modülasyon tekniğinde, vericiden tekrarlama sayısı için farklı sayıda molekül, sembol değerleri için ise farklı tipte molekül gönderilmektedir. Alıcı tarafında ise, $V[k]$ ve $l[k]$ dizileri eşik tabanlı kestirim yöntemi kullanılarak çözülebilir. İki farklı tipte dört ardışık sembolün modüle edildiği HMS modülasyonunda alıcı kestirim yapısı

$$\hat{V}[k] = \begin{cases} s_0, & y_a[k] > y_b[k] \\ s_1, & y_b[k] \geq y_a[k], \end{cases} \quad (2.17)$$

$$\hat{l}[k] = \begin{cases} 1, & y_m[k] < \lambda_0 \\ 2, & \lambda_0 \leq y_m[k] < \lambda_1 \\ 3, & \lambda_1 \leq y_m[k] < \lambda_2 \\ 4, & \lambda_2 \leq y_m[k] \end{cases} \quad (2.18)$$

olarak verilmektedir. Burada m değeri

$$m = \begin{cases} a, & \hat{V}[k] = s_0 \\ b, & \hat{V}[k] = s_1 \end{cases} \quad (2.19)$$

olarak verilmektedir.

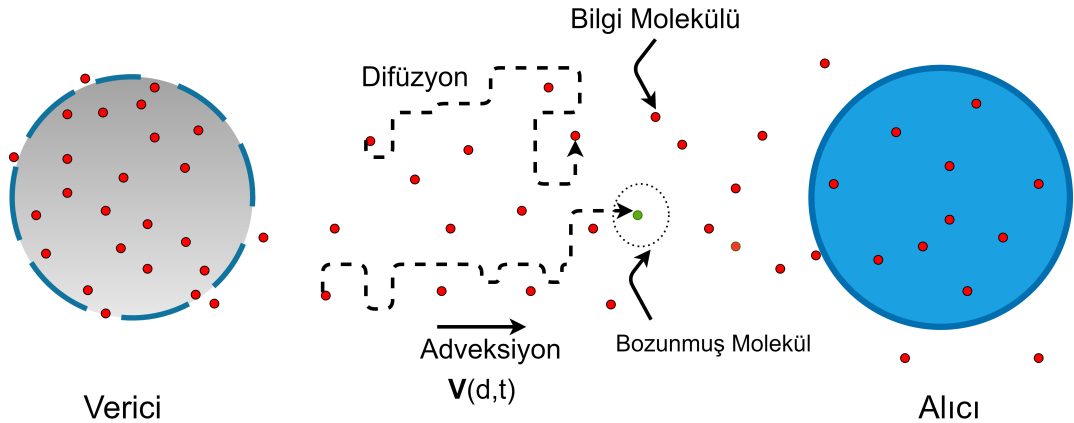
HMS modülasyon tekniği m-CCSK modülasyonunda olduğu gibi daha yüksek veri hızlarına ulaşmasına rağmen daha karmaşık alıcı ve verici yapısına sahiptir. HMS modülasyonunda ardışık sembol sayısı l arttıkça alıcıdaki eşik değeri sayısı da artmaktadır. Bu da bit hata oranı (BER) performansını azaltmaktadır.

Molekül tipi tabanlı ve zamanlama tabanlı teknikler birlikte kullanılarak molekül tipi permütasyon kaydırmalı anahtarlama (molecular type permutation shift keying,

MTPSK) modülasyonu [69]'da önerilmiştir. MTPSK'de CSK-SubTS ve MoSK modülasyonları birleştirilmiş ve alıcı kestirim yöntemi olarak is en büyük olasılık kestirim yöntemi (maximum likelihood, ML) kullanılmıştır. Burada CSK-SubTS'de olduğu gibi her bir sembol aralığı M adet alt zaman dilimine ayrılmaktadır. İlk alt zaman diliminde verici gönderilecek sembole göre M farklı molekül tipinden birini seçerek gönderir. Sonraki alt zaman diliminde ise kalan $M - 1$ farklı molekülden birini seçer. Böylece MTPSK modülasyonda sembol kümesi $M!$ farklı sembolden oluşmakta ve her bir sembol $\log_2 M!$ bit bilgi taşımaktadır. Alıcı tarafında ise Viterbi algoritması kullanılmaktadır. MTPSK yöntemi $M = 8$ için [69]'da gösterildiği üzere MoSK, CSK ve PPM tekniklerinden daha iyi BER performansı göstermesine karşın alıcıda Viterbi algoritması kullandığından diğer temel modülasyon tekniklerine göre daha karmaşık bir alıcı yapısına sahiptir.

2.2 Moleküler Haberleşmenin Fiziksel Temeli

Vericide, bilgi bitleri moleküllerin yayılım özelliklerine modüle edildikten sonra, bu moleküller vericiden fiziksel ortama gönderilir. Akışkan ortamda bilgi molekülleri üzerine difüzyon, adveksiyon ve kimyasal reaksiyon olmak üzere üç farklı fiziksel olgu etki edebilir. Şekil 2.4'te gösterilen bu etkiler kanalın dürtü yanıtını etkileyerek moleküler haberleşme sisteminin kanal modelini değiştirmektedir. Bu bölümde moleküler haberleşmede moleküllerin yayılımının dayandığı temel fiziksel yasalar verilecektir.



Şekil 2.4 : Fiziksel sistem

2.2.1 Serbest difüzyon

Serbest difüzyon çözülmüş moleküllerin akışkan ortam içerisinde hareketine sebep olan temel mekanizmadır. Gaz yada sıvı gibi akışkan ortamdaki moleküller termal titreşim ve diğer moleküller ile çarpışmalardan etkilenmektedirler. Bunun sonucu olarak moleküllerin hareketi herhangi bir yönelim olmaksızın tamamen rastgele oluşmaktadır. Bu harekete rastgele yürüme yada Brownian hareketi adı verilmektedir. $\mathbf{d}_i(t) = [x, y, z]$ t anındaki i . molekülün pozisyonunu gösterdiğinde rastgele yürüyüş

$$\mathbf{d}_i(t + \Delta t) = \mathbf{d}_i(t) + N(\mathbf{0}, 2D\Delta t\mathbf{I}) \quad (2.20)$$

olarak modellenenir. Burada Δt zaman adım aralığını, D i . molekül için difüzyon katsayısını göstermektedir. $N(\mu, \Sigma)$ μ ortalamalı, Σ kovaryans matrisli çok değişkenli Gauss rastgele değişkenini göstermektedir. $\mathbf{0}$ bütün elemanları 0 olan sıfır matrisini, $\mathbf{I}$ ise birim matrisi göstermektedir. Difüzyon katsayısı bir molekülün akışkan ortamda ne kadar hızlı hareket edeceğini gösterir. Difüzyon katsayısı ne kadar büyükse molekülün akışkan ortamdaki yer değiştirmesi de o kadar büyük olmaktadır. Sürekli bir akışkan ortamdaki küresel parçacıklar için difüzyon katsayısı

$$D = \frac{k_B T}{6\pi\eta R} \quad (2.21)$$

olarak verilen Einstein bağıntısı ile hesaplanabilir. Burada $k_B = 1.38 \times 10^{-23} \text{ JK}^{-1}$ Boltzmann sabiti, T sıcaklık (Kelvin), η akışkanın viskozitesi ve R moleküllerin yarıçapını göstermektedir. Molekül yarıçapı arttıkça difüzyon katsayısı düşmektedir. Bu da büyük yarıçapa sahip moleküllerin difüzyon katsayısından daha az etkilendiğini göstermektedir. (2.21)'de verilen difüzyon katsayısı bağıntısı akışkan ortam sürekli olduğu süre için geçerlidir. Bunun da parçacık boyutlarının akışkan ortamın molekül boyutlarından en az 5 kat daha büyük olduğu durumlarda sağlandığı deneysel olarak gösterilmiştir [70].

Difüzyon katsayısı moleküllerin bölgesel konsantrasyonuna göre değişmektedir [71]. Difüzyon katsayısının sabit kabul edilebilmesi için, akışkan ortamın sıcaklık ve viskozitesinin üniform ve sabit, çözülmüş bütün moleküllerin ise akışkan içinde seyreltik olması, yani çözülmüş molekül sayısının akışkan içinde her yerde yeterince az olması gerekmektedir. Bu varsayımlar ile çözelti içindeki moleküllerin potansiyel

çarpışmaları göz ardı edilebilir ve bölgesel difüzyon katsayısının sabit olduğu kabul edilebilmektedir.

Difüzyondan kaynaklanan moleküllerin rastgele hareketi, akışkan ortamdaki molekül konsantrasyonunu zamanla değiştirmektedir. Molekül konsantrasyonu $c(\mathbf{d}, t)$ birim hacimde çözölmüş ortalama moleköl sayısını ifade etmektedir ve

$$\frac{\partial c(\mathbf{d}, t)}{\partial t} = D \nabla^2 c(\mathbf{d}, t) \quad (2.22)$$

olarak verilen Fick'in ikinci difüzyon yasasına uymaktadır. Burada ∇^2 Laplace operatörüdür, öyle ki kartezyen koordinat sisteminde $\nabla^2 = \partial^2/\partial x^2 + \partial^2/\partial y^2 + \partial^2/\partial z^2$ 'dir. (2.22)'de verilen kısmi türev basit başlangıç ve sınır koşulları için çözülebilir.

Sonsuz üç-boyutlu akışkan ortam ve noktasal dürtü yayılımı moleköl haberleşme literatüründe basitliği sebebiyle oldukça çok çalışılmıştır [13,16]–[24,72]. Bu tanımlanan sistemde kısmi türevin çözülebilmesi için üç-boyutlu difüzyon sürecinde, N adet molekölün d_0 konumundan t_0 anında vericiden gönderildiği düşünölsün. Kısmi türev

$$\text{Başlangıç Koşulu: } c(\mathbf{d}_0, t \rightarrow t_0) = N \delta(\mathbf{d} - \mathbf{d}_0) \quad (2.23)$$

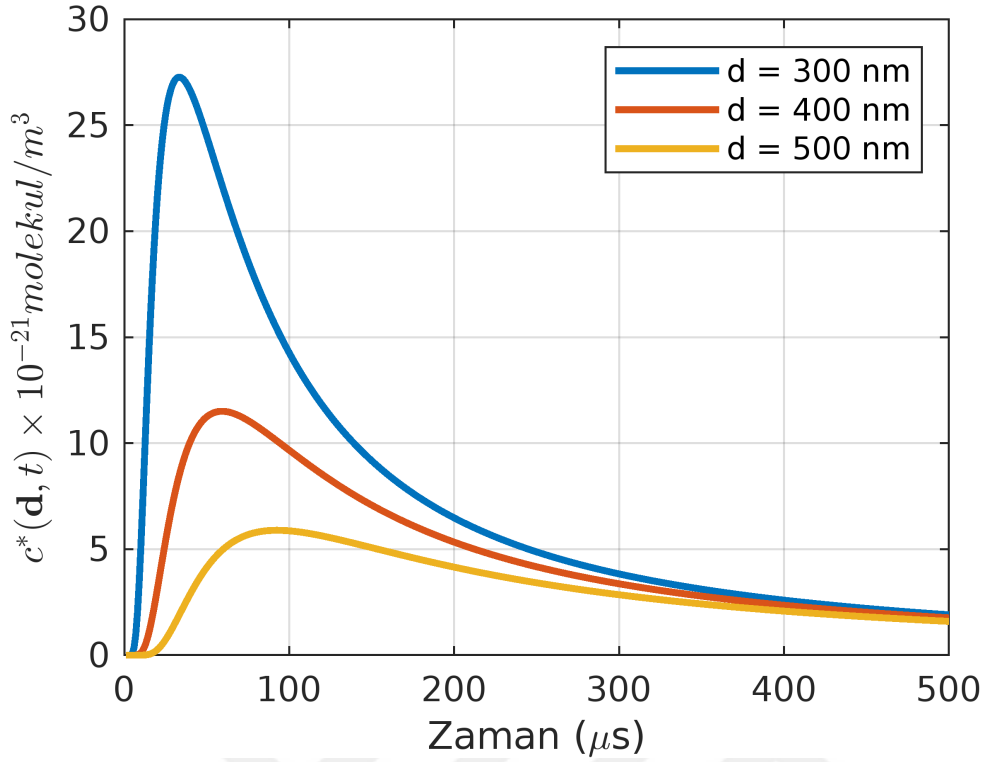
$$\text{Sınır Koşulu: } c(\|\mathbf{d}\| \rightarrow \infty, t) = 0 \quad (2.24)$$

olarak verilen başlangıç ve sınır koşulları ile çözülererek konsantrasyon bulunabilir. Burada $\delta(\mathbf{d}) = \delta(x)\delta(y)\delta(z)$ ve $\delta(\cdot)$ Dirac delta fonksiyonunu ifade etmektedir. (2.22) yukarıda verilen başlangıç koşullarına göre çözüldüğünde moleköl konsantrasyonu

$$c^*(\mathbf{d}, t) = \frac{N}{(4\pi D(t - t_0))^{3/2}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{d} - \mathbf{d}_0\|^2}{4D(t - t_0)}\right) \quad (2.25)$$

olarak verilir. Burada $c^*(\mathbf{d}, t)$ t anında $\mathbf{d}$ konumunda ölçölen konsantrasyonu göstermektedir.

Şekil 2.5'te zamana göre moleköl konsantrasyonu $\mathbf{d} = [d, 0, 0]$ için verilmiştir. Burada $d \in \{300, 400, 500\}$ nm'dir. Başlangıçta $\mathbf{d}_0 = [0, 0, 0]$ konumundaki vericiden $t_0 = 0$ anında $N = 10^4$ moleköl gönderilmiştir ve difüzyon katsayısı $D = 4.5 \times 10^{-10} \text{ m}^2/\text{s}$ 'dir. Şekil 2.5'ten moleköl konsantrasyonunun zamanla arttığı, belirli bir süre sonra ise moleköllerin akışkan ortam içerisinde geniş bir alana difüzyon ile yayılımından dolayı



Şekil 2.5 : Uzaklığa göre molekül konsantrasyonu [70].

azaldığı gözlemlenmektedir. Dahası, uzaklık arttıkça molekül konsantrasyonunun maksimum değerine ulaştığı sürenin de arttığı, maksimum konsantrasyon değerinin ise azaldığı görülmektedir.

Sonsuz akışkan ortam varsayımı, sistemin gerçek sınırlarının alıcı ve vericiden oldukça uzak olması durumunda geçerlidir. Bu durumda sistemin sınırlarının moleküllerin difüzyonu üzerindeki etkisi göz ardı edilebilir.

2.2.2 Adveksiyon

Adveksiyon çözölmüş parçacıkların akışkan ortamda hareketini sağlayan diğer bir temel mekanizmadır. Sürüklenme ve akışkan akımı olmak üzere iki farklı adveksiyon vardır. Parçacıkların adveksiyondan dolayı oluşan hareketi parçacığın konumuna ve zamana bağlı olan hız vektörü $v(\mathbf{d}, t)$ ile ifade edilebilir. i . parçacığın d_i pozisyonundayken adveksiyondan kaynaklı hareketi sonucu $t + \Delta t$ anındaki pozisyonu

$$\mathbf{d}_i(t + \Delta t) = \mathbf{d}_i(t) + v(\mathbf{d}_i(t), t)\Delta t \quad (2.26)$$

olarak verilmektedir. Burada Δt , $\mathbf{d}_i(t)$ ve $\mathbf{d}_i(t + \Delta t)$ arasında hız sabit olacak kadar küçük olmalıdır.

$v(\mathbf{d}, t)$ verildiğinde, adveksiyondan kaynaklanan ve zamana bağlı olan konsantrasyon değişimi

$$\frac{\partial c(\mathbf{d}, t)}{\partial t} = -\nabla \cdot (v(\mathbf{d}, t)c(\mathbf{d}, t)) \quad (2.27)$$

olarak verilen kısmi türev ile modellenenir. Bu model adveksiyon denklemi yada süreklilik denklemi olarak adlandırılır [73]. Burada $\nabla = [\partial/\partial x, \partial/\partial y, \partial/\partial z]$ gradient operatörünü ifade etmektedir. Genel olarak (2.27)'de verilen kısmi türev verilen hız vektörüne göre çözülememekte, numerik metotlar kullanılmaktadır. Farklı hız vektörleri için kısmi türev çözümü

$$c^*(\mathbf{d}, t) = \begin{cases} c(\mathbf{d} - \int_0^t \mathbf{v}(\tau) d\tau, 0), & \text{Üniform akım} \\ c(\mathbf{d} - \mathbf{v}t, 0), & \text{Sabit üniform akım} \\ c(\mathbf{d} - \mathbf{v}(p)t, 0), & \text{Poiseuille akım} \end{cases} \quad (2.28)$$

olarak verilmektedir. Üniform akımda hız vektörü bütün uzay boyunca sabit fakat zamana bağlıdır. Bu durum $v(\mathbf{d}, t) = v(t)$ olarak gösterilebilir [74]. Öte yandan sabit üniform akımda hız vektörü uzay boyunca sabit olmanın yanı sıra zamanla da değişmektedir. Diğer bir deyişle $v(\mathbf{d}, t) = v$ olarak gösterilebilir. Öte yandan, Poiseuille akışı kanallarda oluşan basınç kaynaklı akıştır ve kılcal damarlardaki akışı doğru bir şekilde modeller [75].

Genellikle, moleküler haberleşmede fiziksel ortamda adveksiyon ve difüzyon etkisi aynı anda bulunmaktadır. Adveksiyon ve difüzyon etkisinden kaynaklanan konsantrasyon değişimi

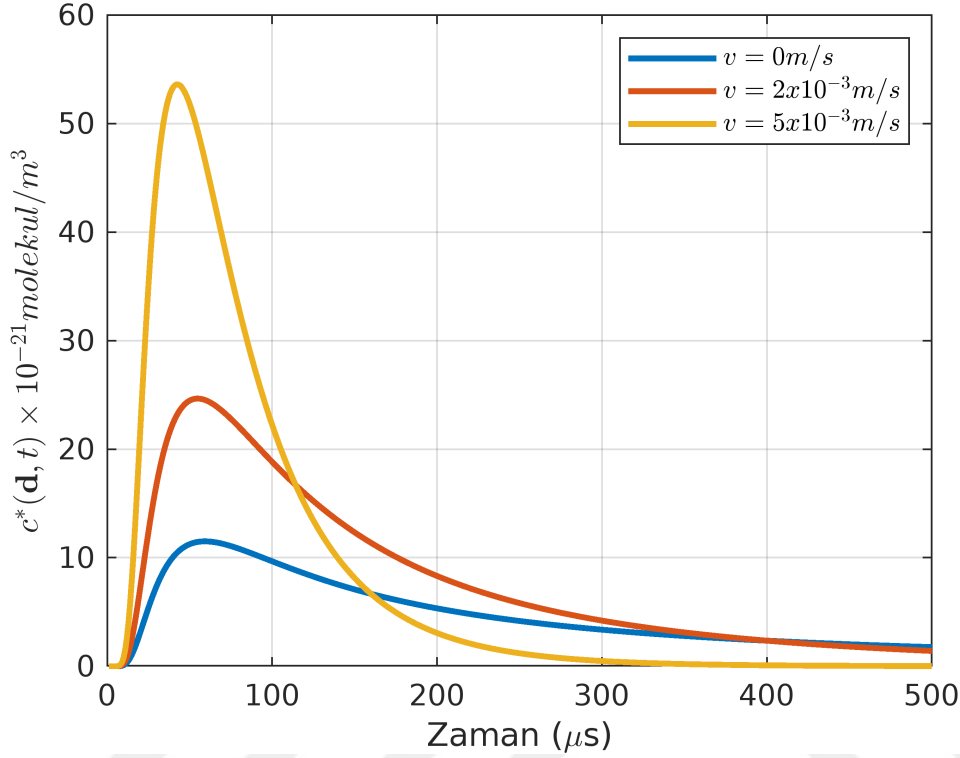
$$\frac{\partial c(\mathbf{d}, t)}{\partial t} = D\nabla^2 c(\mathbf{d}, t) - \nabla \cdot (v(\mathbf{d}, t)c(\mathbf{d}, t)) \quad (2.29)$$

olarak verilir. (2.22)'de verilen kısmi türev denkleminde olduğu gibi (2.29)'da verilen kısmi türevin de verilen hız vektörü, başlangıç koşulu ve sınır koşulu için genel bir çözümü yoktur. Öte yandan, sonsuz akışkan ortam ve üniform akış için (2.29)'un çözümü

$$c^*(\mathbf{d}, t) = \frac{N}{(4\pi D(t - t_0))^{3/2}} \exp - \frac{\|\mathbf{d} - (t - t_0)\mathbf{v} - \mathbf{d}_0\|^2}{4D(t - t_0)}, \quad t > t_0 \quad (2.30)$$

olarak verilmektedir. Başlangıç koşulu (2.23) ve sınır koşulu (2.24)'te verilmiştir. Şekil 2.6'da molekül konsantrasyonunun zaman göre değişimi $\mathbf{d} = [400, 0, 0] \text{ nm}$ için

verilmiştir. Burada difüzyon katsayısı $D = 4.5 \times 10^{-10} m^2/s$ 'dir. Vericiden başlangıçta $t_0 = 0$ anında $\mathbf{d}_0 = [0, 0, 0]$ pozisyonundan $N = 10^4$ molekül gönderilmiştir. Akış hızı $\mathbf{v}_0 = [v, 0, 0]$ ve $v \in \{0, 2, 5\} \times 10^{-3} m/s$ 'dir.



Şekil 2.6 : Adveksiyona göre molekül konsantrasyonu [70].

Şekil 2.6'dan akış hızı arttıkça, molekül konsantrasyonunun maksimum değerinin de arttığı görülmektedir. Öte yandan, konsantrasyonun maksimum değerine ulaştığı süre azalmaktadır. Bunun sebebi akış ile moleküllerin konsantrasyonunun ölçüldüğü noktanın aynı yönde olmasıdır. Moleküler haberleşmede böyle bir akış kapsama alanını genişletmektedir. Dahası hız arttıkça konsantrasyonun maksimum değerine ulaştıktan sonra daha hızlı azaldığı görülmektedir. Böylece semboller arası girişim de azaltılabilmektedir [21,76].

2.2.3 Kimyasal reaksiyonlar

Difüzyon tabanlı moleküler haberleşmede, moleküllerin yayılımını etkileyen diğer bir mekanizma kimyasal reaksiyonlardır. Kimyasal reaksiyonlar moleküler haberleşmede akışkan ortamda doğal olarak oluşmaktadır. Bu yüzden haberleşme tasarımında

dikkate alınmalıdır. Moleküler haberleşmede ISI'nın azaltılması amacıyla da kullanılmaktadır [21,22,76,77].

(2.31)'de genel reaksiyon formülü

$$\sum_{I \in \mathbb{I}} n_I I \xrightarrow{\kappa} \sum_{J \in \mathbb{J}} n_J J \quad (2.31)$$

olarak verilir. Burada $I \in \mathbb{I}$ reaktant molekülleri, $\mathbb{I}$ reaktant molekül kümesini, $J \in \mathbb{J}$ ürün molekülleri, $\mathbb{J}$ ürün molekül kümesini ifade etmektedir. n_I ve n_J doğal sayı, κ reaksiyon oranı sabitidir.

Kimyasal reaksiyonlar, zamanla parçacıkların bölgesel konsantrasyonunu değiştirmektedir. Bu değişim reaksiyon denklemleri olarak bilinen ve

$$\frac{\partial c_I(\mathbf{d}, t)}{\partial t} = -n_I f(\kappa, c_I, \forall I \in \mathbb{I}), \quad \forall I \in \mathbb{I} \quad (2.32)$$

$$\frac{\partial c_J(\mathbf{d}, t)}{\partial t} = n_J f(\kappa, c_J, \forall J \in \mathbb{J}), \quad \forall J \in \mathbb{J} \quad (2.33)$$

olarak verilen kısmi türev denklemleri ile modellenmektedir. Burada $f(\kappa, c_I, \forall I \in \mathbb{I})$ reaksiyon oranı fonksiyonudur. c_I reaktant molekül konsantrasyonu, c_J ürün molekül konsantrasyonunu göstermektedir. Reaksiyon oranı fonksiyonu reaksiyon oranı ve reaktant veya ürün molekülün konsantrasyonuna bağlıdır. Reaksiyon oranı fonksiyonu, oran yasası denilen ve

$$f(\kappa, c_I, \forall I \in \mathbb{I}) = \kappa \prod_{I \in \mathbb{I}} c_I^{\varepsilon_I}(\mathbf{d}, t) \quad (2.34)$$

olarak verilen genel form ile ifade edilmektedir. Burada ε_I tip-I reaktant molekülün reaksiyon mertebesidir.

Kimyasal reaksiyonlar tek moleküllü bozunma, bimoleküler reaksiyon ve enzimatik reaksiyon olmak üzere üç önemli sınıfa ayrılabilir. Bu üç reaksiyon tipi de moleküler haberleşmede önemli rol oynamaktadırlar. Özellikle moleküler bozunma bazı moleküllerin doğal karakteristiğidir ve etkisinin haberleşme tasarımında hesaba katılması gerekmektedir.

Tek moleküllü bozunma reaksiyonunda A tipi molekül, haberleşme sistemi tarafından bilgi molekülü olarak tanınmayan farklı bir molekül ϕ 'ye dönüşebilir. Tek moleküllü bozunma reaksiyonu



olarak verilmektedir [78]. Bimoleküler reaksiyonda ise A ve B tipinde iki farklı molekül kimyasal reaksiyon ile C tipi yeni bir ürün molekülünü oluşturur. Bu süreç



olarak verilen ikinci mertebeden bimoleküler reaksiyon ile modellenmektedir [79]. Burada κ_f ileri reaksiyon oranı sabiti ve κ_b geri reaksiyon oranı sabitidir.

Doğal moleküler bozunma haberleşme sisteminin istenen zaman ölçeği için yeterince hızlı olmayabilir. Bu durumda, enzimler reaksiyonu hızlandırmak için kullanılabilirler. Enzimler reaksiyon için gereken aktivasyon enerjisini ve reaksiyon süresini azaltan özel yapıda proteinlerdir. Enzimatik bozunma



olarak verilen reaksiyon denklemi ile modellenmektedirler [76]. Burada E enzimi göstermektedir ve κ_d bozunma oranı sabitidir. AE ara kimyasal formdur ve ϕ ürün molekülüdür. Reaksiyon denkleminde görüldüğü üzere enzimler reaksiyon sırasında tüketilmemekte, reaksiyona girdiği gibi çıkmaktadır.

Difüzyon, adveksiyon ve kimyasal reaksiyonun aynı anda hesaba katıldığı durumda, molekül konsantrasyonundaki değişimi modelleyen genel adveksiyon-reaksiyon-difüzyon kısmi türev denklemi

$$\frac{\partial c(\mathbf{d}, t)}{\partial t} = D \nabla^2 c(\mathbf{d}, t) - \nabla \cdot (\mathbf{v}(\mathbf{d}, t) c(\mathbf{d}, t)) + q f(\kappa, c(\mathbf{d}, t)) \quad (2.38)$$

olarak verilmiştir [80,81]. Burada molekül reaksiyon sonucu çıkan ürün molekülü ise $q = 1$, reaktant molekül ise $q = -1$ 'dir. (2.38)'de verilen kısmi türev fonksiyonunun genel başlangıç koşulu ve sınır koşulu için çözümü çoğu moleküler haberleşme sistemindeki akışkan ortam için zordur. Bazı basitleştirici varsayımlar ile örnek senaryo için kısmi türev denkleminin çözümü aşağıda verilmiştir [76].

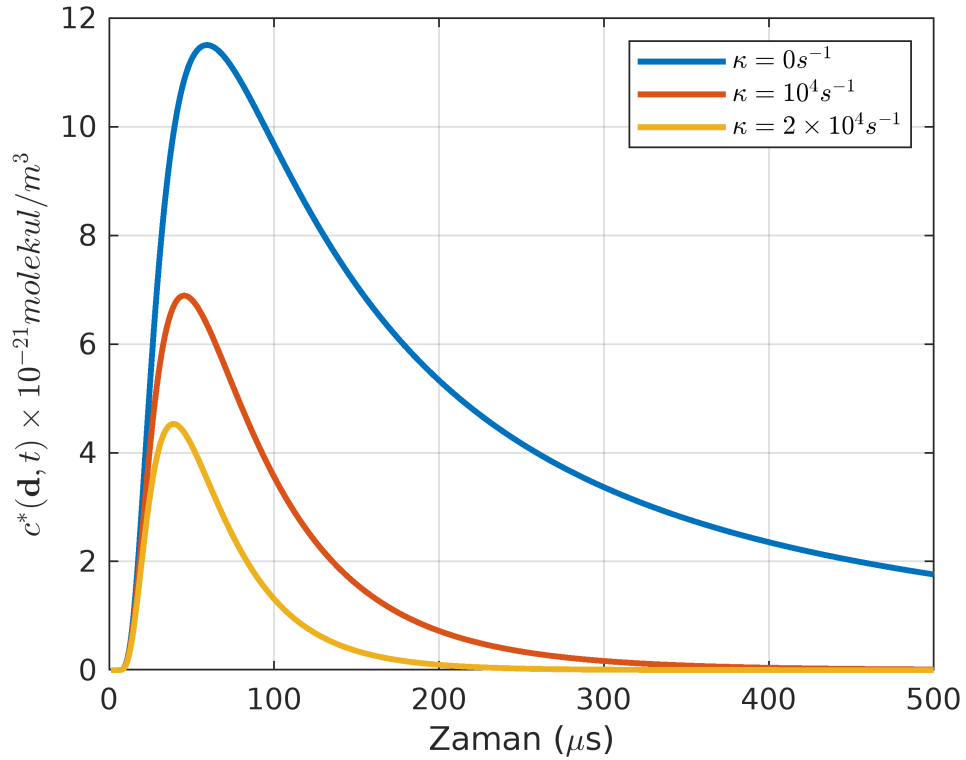
d_0 konumundaki noktasal bir vericiden t_0 anında, üç-boyutlu sonsuz akışkan bir ortam üzerinden N adet molekül gönderilsin. (2.23)'te verilen başlangıç koşulu ile (2.24)'te verilen sınır koşullarının sağlandığı, ve ortamda $\mathbf{v}(\mathbf{d}, t) = \mathbf{v}$ hızında üniform akış olduğu varsayılınsın. (2.35)'te verilen birinci mertebeden bozunum reaksiyonu için $q =$

-1 ve $f(\kappa, c(\mathbf{d}, t)) = \kappa c(\mathbf{d}, t)$ olarak verilsin. Bu varsayımlar altında, (2.38)'de verilen kısmi türevin kapalı form çözümü

$$c^*(\mathbf{d}, t) = \frac{N}{(4\pi D(t-t_0))^{3/2}} \exp\left\{-\kappa(t-t_0) - \frac{\|\mathbf{d} - (t-t_0)\mathbf{v} - \mathbf{d}_0\|^2}{4D(t-t_0)}\right\}, t > t_0 \quad (2.39)$$

olarak verilmektedir [82,83].

Şekil 2.7'de zamana göre molekül konsantrasyonundaki değişim verilmiştir. Burada $d_0 = [0, 0, 0]$ konumundaki vericiden $t_0 = 0$ anında $N = 10^4$ adet molekül gönderilmiştir. Difüzyon katsayısı $D = 4.5 \times 10^{-10} \text{ m}^2/\text{s}$, akışkan hızı $\mathbf{v} = [10^{-3}, 0, 0] \text{ m/s}$ ve bozunma oranı sabiti $\kappa \in \{0, 1, 2\} \times 10^4 \text{ s}^{-1}$ 'dir. Alıcının pozisyonu $d = [400, 0, 0] \text{ nm}$ 'dir.



Şekil 2.7 : Kimyasal Reaksiyona göre molekül konsantrasyonu [70].

Şekilde bozunma oranı sabitinin arttığı durumda, konsantrasyonun maksimumuna ulaşma süresinin ve konsantrasyonun maksimum değerinin azaldığı görülmektedir. Ayrıca ISI'ya sebep olan konsantrasyon kuyruğunun da bozunum oranı sabiti arttıkça azaldığı görülmektedir [76].

2.3 Kanalin Dürtü Yanıtı

Bu bölümde, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme kanalının dürtü yanıtı elde edilecektir. Moleküler haberleşme sisteminin parametrelerinin zamanla değişmediği varsayılmaktadır. Yani sistem zamanla değişmeyen bir sistemdir. Kanalin dürtü yanıtı $h(t)$ 'yi aşağıdaki fiziksel olgular etkilemektedir.

- Parçacık üretme Vericide bilgiyi taşıyan moleküller kimyasal reaksiyonlar ile vericinin içerisinde üretilir.
- Parçacıkların salınma mekanizması
Parçacıkların salınma mekanizması kimyasal, elektriksel yada mekanik olabilir ve parçacıkların fiziksel kanala gönderilmesini kontrol eder.
- Difüzyon Difüzyon moleküllerin akışkan ortam içerisinde Brownian hareketi yapmasını temsil eder.
- Parçacıkların bozunması ve üretilmesi
Fiziksel kanalda moleküller bozunarak bilgi molekülleri dışında farklı bir moleküle dönüşebileceği gibi, farklı moleküller bilgi molekülüne de dönüşebilir.
- Adveksiyon
Adveksiyon moleküllerin akışkan ortam içerisinde hareketini değiştiren dış etkenlerdir.
- Geometri
Uçtan uca haberleşme sisteminin bileşenlerinin geometrik yapısı moleküllerin yayılımını etkilemektedir.
- Reseptör kinetiği
Reseptör kinetiği, moleküllerin alıcıdaki sensör birimlerindeki reseptörlerle etkileşimini değiştirerek kanalın uçtan uca dürtü yanıtını değiştirmektedir.

Belirli bir moleküler haberleşme kanalının dürtü yanıtı $h(t)$ 'nin bulunabilmesi için, uygun başlangıç ve sınır koşullarında adveksiyon-reaksiyon-difüzyon denkleminin

yada basitleştirilmiş halinin çözülmesi gerekmektedir. Başlangıç koşulları moleküllerin üretilme zamanı, üretilen moleküllerin konumu gibi parametreleri belirlerken, sınır koşulları uçtan uca moleküler haberleşme sisteminin bileşenlerinin kimyasal ve fiziksel özelliklerini belirlemektedir. Adveksiyon-reaksiyon-difüzyon kısmi türev denkleminin birçok sistem için kapalı form çözümü bulunmamaktadır. Öte yandan, moleküler haberleşme literatüründe farklı yaklaşımlar ve varsayımlar yapılarak bu denklem çözülebilmekte ve uçtan uca kanalın genel etkisini yansıtabilecek yaklaşık kanal dürtü yanıtları bulunabilmektedir.

Burada difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sisteminde pasif ve mükemmel yok edici alıcı için uçtan uca kanalın dürtü yanıtı verilecektir. A tipi molekülün $\mathbf{d}_{tx}$ konumundan $t_0 = 0$ anında noktasal vericiden anlık olarak gönderildiği varsayılmaktadır. $\mathbf{d}_{tx}$ noktasal vericinin merkezidir. Moleküller vericide anlık olarak üretilmekte ve hemen fiziksel kanala gönderilmektedir. Alıcının merkezi $\mathbf{d}_{rx}$ konumunda olduğu durumda, alıcı ve verici arasındaki uzaklık $d_0 = \|\mathbf{d}_{rx} - \mathbf{d}_{tx}\|$ olmaktadır. Moleküler haberleşme kanalı sonsuz akışkan bir ortamdır ve moleküllere sadece difüzyon etki etmektedir. Diğer bir deyişle, moleküllerin haberleşme süresi içinde kimyasal reaksiyona uğramadığı ve akışkan ortamda adveksiyonun olmadığı varsayılmaktadır.

2.3.1 Pasif alıcı

Pasif alıcıda, algılama alanı alıcının hacmi V_{rx} içindeki bütün d noktalarıdır. V_{rx} hacmi içerisindeki bütün moleküller gözlemlenen işareti oluşturur. Kanalın dürtü yanıtı ise vericiden $t_0 = 0$ anında gönderilen bir molekülün t anında alıcı tarafından gözlemlenmesi olasılığıdır. Vericiden gönderilen molekül sayısı $N_{tx} = 1$ alındığında, vericiden $t_0 = 0$ anında gönderilen bir molekülün d uzaklığındaki bir alıcı tarafından t anında gözlemlenmesi durumunun olasılık yoğunluk fonksiyonu $p(\mathbf{d}, t) = c(\mathbf{d}, t)|_{N_{tx}=1}$ olarak verilebilir. Bu durumda, bir molekülün t anında dx uzunluklu, dy yükseklikli, dz derinlikli $\mathbf{d}$ merkezli bir küpün içinde gözlemlenme olasılığı $p^*(\mathbf{d}, t)dxdydz$ olarak verilebilir. Noktasal verici, sınırsız akışkan ortam ve pasif alıcı kullanılan bir moleküler haberleşme kanalının dürtü yanıtının bulunabilmesi için (2.38)'de verilen kısmi türev denklemi aşağıdaki koşullar için çözülür. Moleküllerin sadece difüzyondan

etkilendiği, yani adveksiyon ve kimyasal reaksiyonun etkisinin ihmal edilmesinden dolayı (2.38)'de $\mathbf{v}(\mathbf{d}, t) = 0$ ve $f(\kappa, c(\mathbf{d}, t)) = 0$ 'dır. Başlangıç ve sınır koşulu

$$\text{Başlangıç Koşulu: } p(\mathbf{d}, t_0) = \delta(\mathbf{d} - \mathbf{d}_{tx}) \quad (2.40)$$

$$\text{Sınır Koşulu: } p(\|\mathbf{d}\| \rightarrow \infty, t) = 0 \quad (2.41)$$

olarak verilmektedir. Burada $p(\mathbf{d}, t) = c(\mathbf{d}, t)/N_{tx}$ 'dir. (2.38)'in çözümü $p^*(\mathbf{d}, t)$ verildiğinde, kanalın dürtü yanıtı

$$\int_{\mathbf{d} \in V_{rx}} p^*(\mathbf{d}, t) d\mathbf{d} \quad (2.42)$$

olarak verilir.

Alıcı vericiden yeterince uzaksa, yani d_0 alıcının en büyük boyutuna göre görece daha büyükse, alıcının içindeki her noktada $p^*(\mathbf{d}, t)$ 'nin merkezindeki $p^*(\mathbf{d}, t)$ değeri ile yaklaşık olarak aynı olduğu varsayımı yapılabilir. Bu durum

$$p^*(\mathbf{d}, t) \simeq p^*(\mathbf{d}_{tx}, t), \forall \mathbf{d} \in V_{rx} \quad (2.43)$$

olarak ifade edilmektedir. (2.42)'deki integral çözüldüğünde, kanalın dürtü yanıtı $h(t)$

$$h(t) = \frac{V_{rx}}{(4\pi Dt)^{3/2}} \exp\left(-\frac{d_0^2}{4Dt}\right) \quad (2.44)$$

olarak bulunur [13,16]–[24]. Burada V_{rx} alıcının hacmini göstermektedir ve sabittir. (2.44)'te verilen dürtü yanıtı $h(t)$ alıcının geometrisinden bağımsız olarak genel alıcı yapıları için geçerlidir. Öte yandan, alıcı ve vericinin birbirlerine yakın olduğu durumda, (2.42)'nin çözümü alıcının geometrik yapısına bağlıdır. Ayrıca, bu durumda alıcının içinde moleküllerin üniform konsantrasyonu varsayımı geçerliliğini yitirmektedir. Alıcı ve vericinin birbirlerine yakın olduğu durumda, pasif küresel alıcı için kanalın dürtü yanıtı

$$h(t) = \frac{1}{2} \left(\operatorname{erf}\left(\frac{r_{rx} - d_0}{\sqrt{4Dt}}\right) + \operatorname{erf}\left(\frac{r_{rx} + d_0}{\sqrt{4Dt}}\right) \right) + \frac{\sqrt{Dt}}{r_{rx}\sqrt{\pi}} \left(\exp\left(-\frac{(r_{rx} - d_0)^2}{4Dt}\right) + \exp\left(-\frac{(r_{rx} + d_0)^2}{4Dt}\right) \right) \quad (2.45)$$

olarak verilmiştir [18]. Burada r_{rx} alıcının yarı çapıdır. $\operatorname{erf}(\cdot)$ hata fonksiyonunu göstermektedir ve

$$\operatorname{erf}(z) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^z e^{-t^2} dt \quad (2.46)$$

olarak verilmiştir. (2.44)'te verilen denklem (2.45)'in $r_{rx} < 0.15d_0$ için iyi bir yaklaşımdır [18].

2.3.2 Mükemmel yok edici alıcı

Mükemmel yok edici alıcıda alıcıya difüzyon yolu ile ulaşan moleküller alıcının yüzeyine çarpar çarpmaz ortamdan çıkarılır. Yok edici alıcının algılama alanı alıcının yüzeyi S_{rx} 'deki bütün noktalardır. Gözlenen işaret ise son derece küçük bir dt zamanında alıcının yüzeyine çarpan molekül sayısıdır. Yok edici alıcı yüzeyine çarpan moleküllerin çarpma oranını ölçer. Diğer bir deyişle, yok edici alıcı dt sürede yüzeyine çarpan molekülleri sayar ve molekül sayısını dt 'ye böler. Çarpma oranı ile kanalın dürtü yanıtı arasındaki ilişki

$$h(t) = k(t)dt \quad (2.47)$$

olarak verilmektedir. Kanalın dürtü yanıtı $h(t)$ 'nin bulunabilmesi için (2.38)'de verilen kısmi türev denklemi (2.40), (2.41) ve (2.48)'deki koşullar için çözülür. Moleküllerin sadece difüzyondan etkilendiği, yani adveksiyon ve kimyasal reaksiyonun etkisinin ihmal edilmesinden dolayı (2.38)'de $\mathbf{v}(\mathbf{d}, t) = 0$ ve $f(\kappa, c(\mathbf{d}, t)) = 0$ 'dır. Sınır koşulu

$$\text{Sınır Koşulu: } p(\mathbf{d} \in S_{rx}, t) = 0 \quad (2.48)$$

olarak verilmektedir. Burada küresel koordinat sisteminde $\mathbf{d} = [\rho, \psi, \theta]$ 'dir. Küresel alıcının yarıçapı r_{rx} 'dir ve merkezi $\mathbf{d}_{rx} = [0, 0, 0]$ konumundadır. Küresel alıcının yüzeyi $S_{rx} = \mathbf{d}|_{\rho=r_{rx}}$ 'dir. $p^*(\mathbf{d}, t)$ verildiğinde kısmi türev denkleminin çözümü

$$k(t) = 4\pi r_{rx}^2 D \frac{\partial p^*(\mathbf{d}, t)}{\partial \rho} \bigg|_{\rho=r_{rx}} \quad (2.49)$$

olarak verilir [85]. Böylece kanalın dürtü yanıtı $h(t)$

$$h(t) = \frac{r_{rx}(d_0 - r_{rx})}{td_0\sqrt{4\pi Dt}} \exp\left(-\frac{(d_0 - r_{rx})^2}{4Dt}\right) dt \quad (2.50)$$

olarak hesaplanır [85]. Vericiden gönderilen bir molekülün t süre sonra mükemmel yok edici küresel alıcı tarafından algılanarak ortamdan çıkarılması olasılığı

$$F_{hit}(t) = \int_{t'=0}^t k(t')dt' = \frac{r_{rx}}{d_0} \operatorname{erfc}\left(\frac{d_0 - r_{rx}}{2\sqrt{Dt}}\right) \quad (2.51)$$

olarak verilmektedir. Burada $erfc(\cdot)$ tümleyen hata fonksiyonudur ve

$$erfc(z) = 1 - erf(z) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_z^{\infty} e^{-t^2} dt \quad (2.52)$$

olarak verilmektedir. Öte yandan, alıcının belirli bir zaman aralığı $[t_u, t_l]$ 'de molekülleri saydığı durumda kanalın dürtü yanıtı

$$h(t) = F_{hit}(t_u) - F_{hit}(t_l) = \frac{r_{rx}}{d_0} \left(erf\left(\frac{d_0 - r_{rx}}{4Dt_u}\right) - erf\left(\frac{d_0 - r_{rx}}{4Dt_l}\right) \right) \quad (2.53)$$

olarak verilir.

2.4 Kanal Modelleri

Moleküler haberleşmede, alıcıda sistem parametrelerinin kestirimi ve vericiden gönderilen verinin sezilebilmesi için alıcı tarafından gözlemlenen işaretin matematiksel modelinin sağlanması gerekmektedir. Bu kapsamda, literatürde farklı geometrik ve fiziksel moleküler haberleşme sistemleri için kanal modelleri önerilmiştir.

Kanal modelleri kanalın dürtü yanıtına bağlıdır. Farklı moleküler haberleşme kanalları için kanalın dürtü yanıtı $h(t)$ değişmektedir. Öte yandan, burada verilen kanal modelleri bütün moleküler haberleşme sistemlerine uygulanabilir. Belirli bir moleküler haberleşme kanalı için, kanalın dürtü yanıtının modelde kullanılması gerekmektedir.

Moleküler haberleşme için belirlenimci ve istatistiksel olmak üzere iki farklı kanal modeli bulunmaktadır. Belirlenimci kanal modelinde alıcıda gözlemlenen molekül sayısının beklenen değeri kullanılırken, istatistiksel modelde gözlemlenen işarettaki rastgele dalgalanmalar da hesaba katılmaktadır. Burada belirlenimci kanal modelinin yanı sıra, noktasal verici ve küresel yok edici alıcının sınırsız akışkan bir ortamda kullanıldığı moleküler haberleşme sistemi için eş değer ayrık zamanlı gerçek kanal modeli ve bu modelin Gauss, Poisson ve Binom yaklaşım modelleri verilecektir.

2.4.1 Belirlenimci kanal modeli

Kanalın dürtü yanıtı $h(t)$, vericiden $t = 0$ anında gönderilen bir molekülün alıcıda t anında gözlemlenme olasılığı olarak değerlendirilebilir. τ anında vericiden gönderilen bir molekülün t anında alıcıda gözlemlenmesi olasılığı $h(t, \tau)$ ile gösterilsin. Kanalın

zamanla değişmediği, yani $h(t, \tau) = h(t - \tau)$ $t \geq \tau$ olduğu ve moleküllerin bağımsız hareket ettiği varsayılın. Vericiden $\tau = 0$ anında N_{tx} adet molekül gönderildiğinde, alıcıda t anında gözlemlenen işaret

$$y(t, \tau) = N_{tx}h(t, \tau) \quad (2.54)$$

olarak verilir. Burada $y(t, \tau)$ alıcıda gözlemlenen işareti göstermektedir. Farklı kanal dürtü yanıtı $h(t)$ 'ye göre (2.54)'teki denklem kullanılarak belirlenimci işaret modeli kullanılabilir.

Moleküllerin vericide $\tau = 0$ anında ani olarak değilde, $[0, T]$ aralığında sürekli olarak gönderildiği durumda alıcıda gözlemlenen işaret (2.54)'dekinden farklı olmaktadır. Vericinin molekül salımı fonksiyonu $g(t)$ ile gösterilsin. $g(t) = \int_0^T g(t)dt = N_{tx}$ ve $g(t) = 0, t \notin [0, T]$ sağlansın. Bu durumda alıcıda gözlemlenen işaret

$$y(t, \tau) = \int_{t'=0}^T g(t')h(t - t', \tau)dt' \quad (2.55)$$

olarak verilir. Eğer $g(t) = N_{tx}\delta(t)$ ise (2.55)'teki model (2.54)'e indirgenir.

2.4.2 İstatistiksel kanal modeli

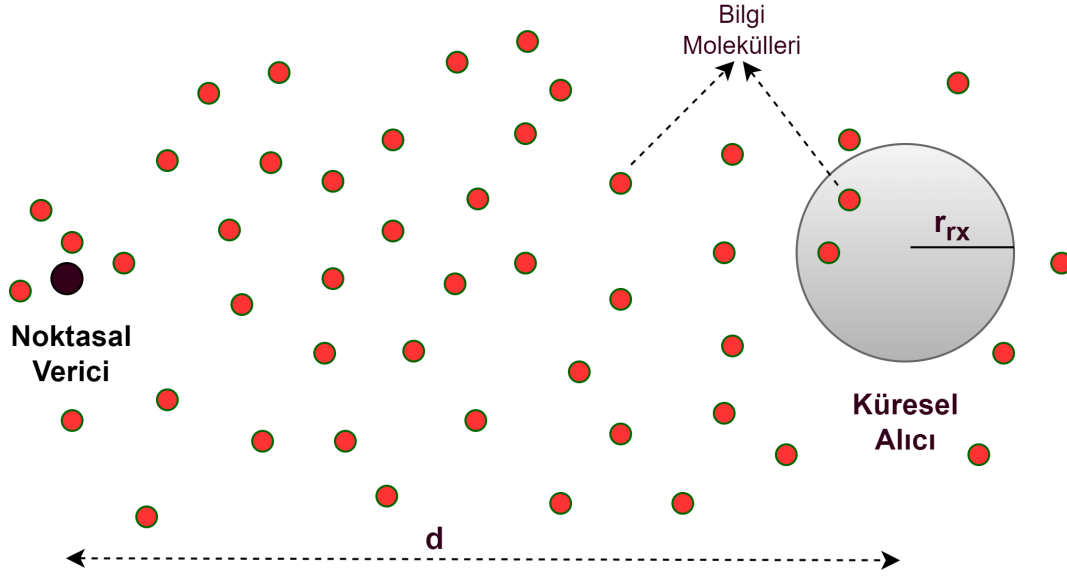
Bu bölümde difüzyon tabanlı moleküler haberleşme kanalları için, alıcıda gözlemlenen molekül sayısını ifade eden istatistiksel kanal modelleri verilmiştir. İstatistiksel kanal modellerinde, alıcıda gözlemlenen işarettaki rastgele dalgalanmalar da hesaba katılmaktadır.

2.4.3 Eş değer ayrık-zaman kanal modelleri

Diğer haberleşme sistemlerinde olduğu gibi, moleküler haberleşme sistemlerinde de, sistemin tasarlanması, analizi ve etkin bir şekilde çalışabilmesi için basit ve hassas doğrulukta kanal modellerine ihtiyaç duyulmaktadır [70]. Difüzyon tabanlı moleküler haberleşme için eş değer ayrık-zamanlı gerçek kanal modeli ve Binom, Gauss ve Poisson yaklaşım kanal modelleri belirli bir sistem modeli için [60]'da önerilmiştir.

Bu tezde önerilen alıcı kestirim yöntemleri Gauss yaklaşım modeli kullanılarak elde edilmiş, bilgisayar benzetimleri ise gerçek kanal modeli kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Eş değeri ayırık-zaman kanal modelleri Şekil 2.8’de verilen sistem modelini kullanmaktadır. Bu sistem modeli tek bir noktasal kaynak verici, tek bir küresel yok edici alıcı ve üç-boyutlu homojen sonsuz bir akışkan ortamdan oluşmaktadır [27].



Şekil 2.8 : Sistem modeli.

Sonsuz akışkan ortam difüzyon katsayısı D ile tanımlanmakta ve sabit kabul edilmektedir.

Sistem modelinde aç-kapa anahtarlama (OOK) modülasyon kullanılmaktadır. Bu modülasyon tekniğinde verici bilgi biti $u[k] = 1$ için N adet molekül gönderirken $u[k] = 0$ biti için molekül göndermemektedir. OOK modülatör

$$x(t) = \begin{cases} N\delta(t - kT_b) & u[k] = 1 \\ 0 & u[k] = 0 \end{cases} \quad (2.56)$$

olarak verilmektedir. Burada $\delta(\cdot)$ Dirac delta fonksiyonudur. Ortamda sadece vericiden gönderilen moleüller bulunmaktadır. Sistem modelinde moleüllere sadece serbest difüzyon etki etmektedir. Moleüller haberleşme süresince kimyasal reaksiyona uğramamakta ve ortamda moleüllere etkiyen herhangi bir akış bulunmamaktadır.

Alıcı ve vericinin zamanda senkron olduğu varsayılmaktadır [86,87]. Sistem modelinde alıcı, mükemmel yok edici alıcıdır ve alıcıya ulaşan moleüller ortamdan uzaklaştırılmaktadır. Alıcı sembolleri kestirmek için enerji kestirim yöntemi

kullanmaktadır [58,88,89]. Enerji kestirim yönteminde alıcıya çarpan moleküller belli bir zaman aralığında ayrı ayrı toplanır.

Bu sistem modeli için, bir molekülün vericiden gönderildikten t süre sonra alıcıya birim zamanda çarpma olasılığı ters Gauss fonksiyonu

$$f_{hit}(t) = \frac{r_{rx}(d - r_{rx})}{d\sqrt{4\pi Dt^3}} \exp\left(-\frac{(d - r_{rx})^2}{4Dt}\right) \quad (2.57)$$

ile ifade edilir [27]. Burada d vericinin merkezi ile küresel alıcının merkezi arasındaki uzaklığı, r_{rx} küresel alıcının yarıçapını, $\exp(\cdot)$ eksponansiyel fonksiyonu göstermektedir.

t süresine kadar bir molekülün alıcıya çarpma olasılığı ise

$$F_{hit}(t) = \int_0^t f_{hit}(\tau) d\tau = \frac{r_{rx}}{d} \operatorname{erfc}\left(\frac{d - r_{rx}}{\sqrt{4Dt}}\right) \quad (2.58)$$

olarak verilir. Burada $\operatorname{erfc}(\cdot)$ tümleyen hata fonksiyonudur ve

$$\operatorname{erfc}(z) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_z^\infty e^{-t^2} dt \quad (2.59)$$

olarak verilir.

2.4.3.1 Gerçek kanal modeli

Eş değer ayrık-zamanlı gerçek kanal modeli (2.58)'de verilen bir molekülün çarpma olasılığına dayanmaktadır. Bir molekülün vericiden gönderildikten sonra l . bit süresinde, $[lT_b, (l+1)T_b]$, alıcıya ulaşma olasılığı

$$h_l = F_{hit}((l+1)T_b) - F_{hit}(lT_b) \quad (2.60)$$

ile hesaplanmaktadır. Burada h_l l . kanal katsayısını, T_b bit süresini göstermektedir. Bir molekül belirli bir bit aralığında alıcıya ulaşması moleküllerin alıcıya çarpması yada çarpmaması olmak üzere iki durumlu Bernoulli deneyi ile ifade edilebilir. Aynı anda N adet molekül gönderildiğinde, moleküllerin ortamda birbirlerinden bağımsız bir şekilde dağıldığı ve bir molekülün alıcıya çarpma olasılığının ise değişmediği varsayımları altında N Bernoulli deneyi binom dağılımı ile ifade edilebilir. Bu durum

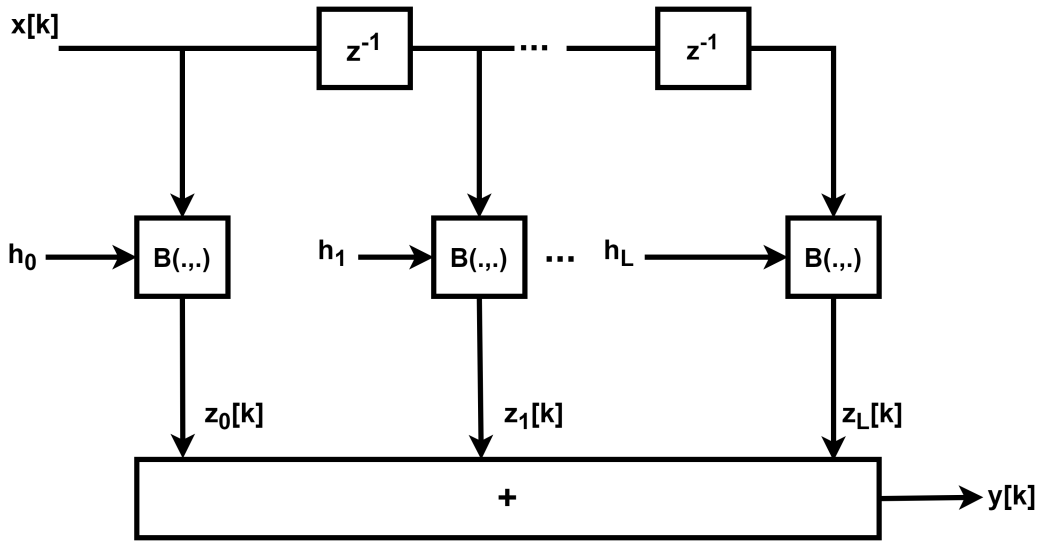
$$z_l[k] \sim B(x[k-l], h_l) \quad (2.61)$$

olarak gösterilir. Burada z_l l . bit aralığında alıcıya ulaşan molekül sayısını, $B(\cdot)$ binom dağılımını ifade etmektedir.

Şekil 2.9’da eş değer ayrık-zaman gerçek kanal modelinin blok diyagramı verilmiştir. Blok diyagramında da gösterildiği gibi k anında alıcıdaki molekül sayısı $y[k]$, farklı parametrelili Binom dağılımlı rastgele değişkenler z_l ’lerin toplamı şeklinde

$$y[k] = \sum_{l=0}^L z_l[k] \quad (2.62)$$

olarak verilir [60]. Burada L etkin kanal hafızası uzunluğu, $x[k]$ ayrık zamanlı OOK modülasyonlu sembolleri göstermektedir. Böylece, kanalın çıkışı $y[k]$ Poisson Binom dağılımlı olmaktadır [60].



Şekil 2.9 : Ayrık-zaman gerçek kanal modeli [60].

Moleküllerin yaşam süresi sonsuz olduğunda teorik olarak L ’nin de sonsuz olduğu görülmektedir. Öte yandan, pratik sistemlerde L , $F_{hit}(LT_b)/F_{hit}(\infty) \leq 1 - \varepsilon$ olacak şekilde, yani enerjinin büyük çoğunluğunu kapsayacak şekilde sonlu kabul edilebilir. Burada ε uygun bir şekilde seçilen küçük pozitif bir sayıdır.

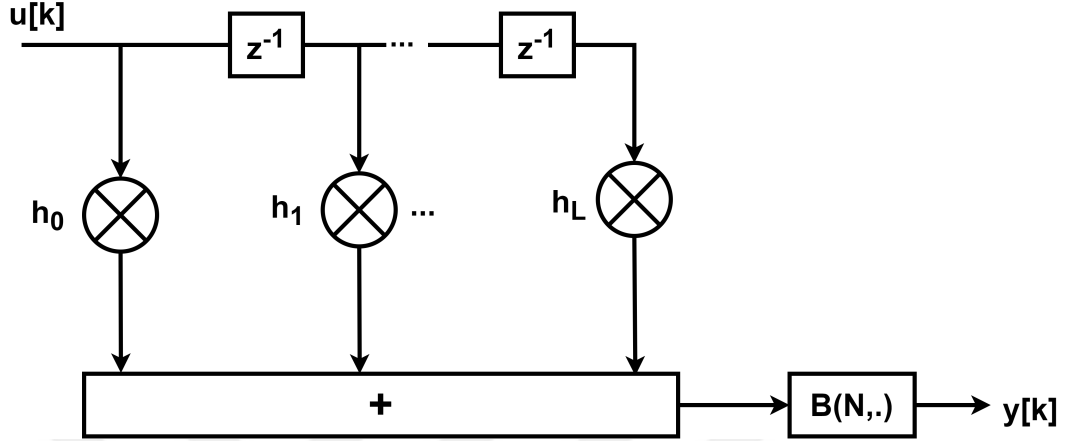
2.4.3.2 Binom yaklaşımı kanal modeli

Farklı binom dağılımlarının toplamı yeni bir binom dağılımı ile yaklaşılabılır. h_l yeterince küçükse, belirli bir bit aralığında alıcıya gelen molekül sayısı yaklaşık olarak

tek bir binom dağılımı

$$y[k] \sim B\left(N, \sum_{l=0}^L u[k-l]h_l\right) \quad (2.63)$$

ile gösterilebilir [60]. Ayırık-zaman binom yaklaşımı kanal modelinin blok diyagramı Şekil 2.10'da verilmiştir.



Şekil 2.10 : Ayırık-zaman Binom yaklaşımı kanal modeli [60].

2.4.3.3 Gauss yaklaşım kanal modeli

Eş değer ayırık-zaman Gauss yaklaşım modeli deMoivre-Laplace teoremine dayanmaktadır [90]. Eğer N büyük ve başarıml olasılığı 1 veya 0'a yakın değil ise binom dağılımına Gauss dağılımı ile yaklaşılabılır [66]. İki dağılım arasındaki ilişki

$$B(x[k-l], h_l) \approx \mathcal{N}(\mu_l = x[k-l]h_l, \sigma_l^2 = x[k-l]h_l(1-h_l)) \quad (2.64)$$

ile verilir. Burada μ_l ortalamayı, σ_l^2 varyansı göstermektedir. Bağımsız Gauss dağılımlarının toplamı tek bir Gauss dağılımı ile gösterilebilir. Böylece k anında alıcıya gelen molekül sayısı yaklaşık olarak

$$y[k] \sim \mathcal{N}\left(z[k] = \sum_{l=0}^L x[k-l]h_l, \sigma_n^2[k] = \sum_{l=0}^L x[k-l]h_l(1-h_l)\right) \quad (2.65)$$

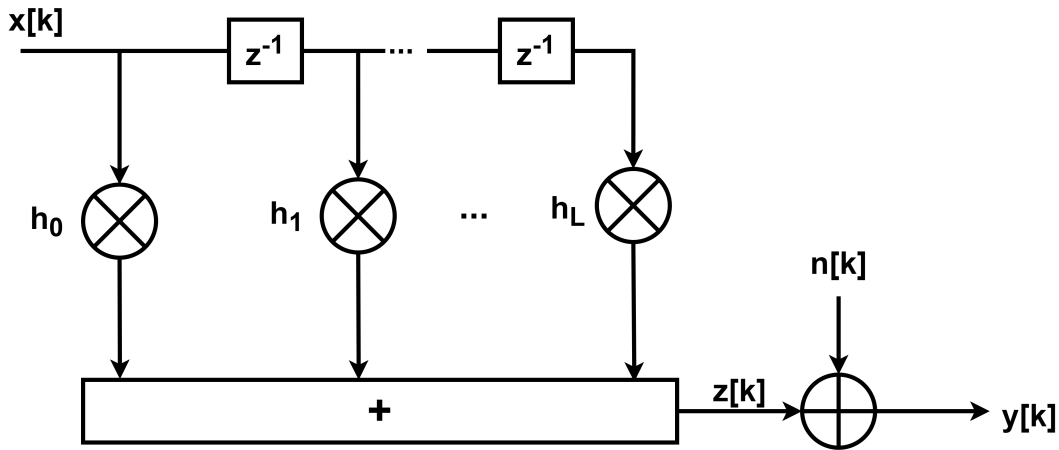
ile ifade edilebilir. Alıcıda gözlemlenen işaret $y[k]$ ISI tarafından bozulan işaret $z[k]$ ve toplamsal Gauss gürültüsü $n[k]$ 'nin toplamı şeklinde

$$y[k] = z[k] + n[k], \quad (2.66)$$

olarak yazılabilir. Burada $z[k]$ alıcıdaki k anında beklenen molekül sayısını, $n[k] \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2[k])$ toplamsal gürültü terimini göstermektedir. $n[k]$ alıcıya çarpan molekül sayısındaki belirsizliği ifade eder ve Brownian hareketi süreci olarak adlandırılır [91]. Böylece, kanalın çıkışı işaret işleme ve haberleşme sistemlerinde sıkça kullanılan klasik ISI kanal modeli ile ifade edilmektedir [92]. Burada klasik ISI kanal modelinden farklı olarak gözlem gürültüsünün varyansı vericiden gönderilen işarete istatistiksel olarak bağımlıdır. Bu durumu vurgulamak adına $n[k]$

$$n[k] = \sqrt{\sum_{l=0}^L x[k-l]h_l(1-h_l)}w[k] \quad (2.67)$$

ile ifade edilebilir. Burada $w[k]$ sıfır ortalamalı birim varyanslı Gauss rastgele değişkenidir. Görüldüğü gibi $n(k)$, sinyal ve $w(k)$ gürültüsünün doğrusal olmayan bir fonksiyonudur.



Şekil 2.11 : Ayırık-zaman Gauss yaklaşımı kanal modeli [60].

Ayrık-zaman Gauss yaklaşım kanal modelinin blok diyagramı Şekil 2.11’de verilmiştir. Ayırık-zaman Gauss yaklaşım modeli, veri iletiminden önce iletim ortamında bulunan moleküllerin sebep olduğu arka plan gürültüsünü modelleyen ikinci bir gürültü süreci ile genişletilebilir. Gauss yaklaşım modelinin en büyük avantajı $z[k]$ ve $\sigma_n^2[k]$ ’nın sadece iki konvolüsyon ile hesaplanabilmesinden dolayı gerçekleştirilmesinin basit olmasıdır.

2.4.3.4 Poisson yaklaşımı kanal modeli

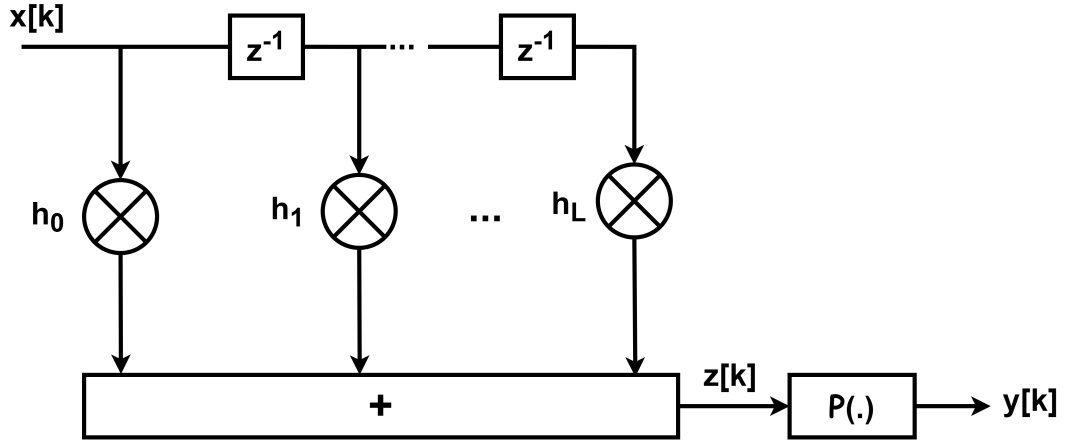
Vericiden gönderilen molekül sayısı büyük ve binom rastgele değişkenlerinin ortalaması küçük olduğunda Binom dağılıma Poisson dağılımı ile yaklaşılabılır. İki dağılım arasındaki ilişki

$$B(x[k-l], h_l) \approx P(\lambda_l = x[k-l]h_l) \quad (2.68)$$

olarak verilir. Burada $P(\lambda)$, λ parametrelili Poisson dağılımı ifade etmektedir. λ Poisson dağılımının ortalamasına ve varyansına eşittir [93]. Gauss dağılımında olduğu gibi bağımsız Poisson dağılımların toplamı tek bir Poisson dağılımı ile ifade edilebilir. Böylece $y[k]$ yaklaşık olarak

$$y[k] \sim P\left(\lambda[k] = z[k] = \sum_{l=0}^L x[k-l]h_l\right) \quad (2.69)$$

olarak verilir. Ayırık-zaman Poisson yaklaşımı kanal modelinin blok diyagramı Şekil 2.12’de verilmiştir.



Şekil 2.12 : Ayırık-zaman Poisson yaklaşımı kanal modeli [60].

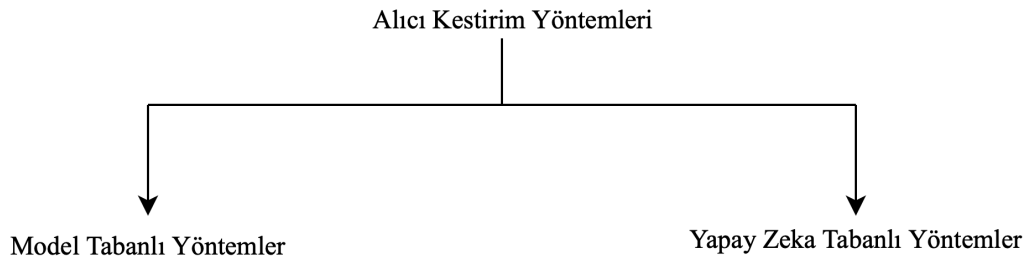


3. MOLEKÜLER HABERLEŞMEDE ALICI KESTİRİM YÖNTEMLERİ

Haberleşme kanalı üzerinden gönderilen verinin alıcıda güvenilir bir şekilde tekrar elde edilmesinde en önemli fonksiyonlardan biri sembol kestirimidir. Sembol kestirimi, gürültü ve kanalın bozucu etkileri sebebi ile vericiden gönderilen işaretin bozulmuş bir versiyonundan vericideki sembollerin alıcıda kestirilmesi işlemidir. Böylece vericiden gönderilen bilgi bitleri alıcıda en az hata ile elde edilmeye çalışılır.

Moleküler haberleşmede alıcı kestirim yöntemlerinin tasarımını etkileyen belirli kısıtlamalar bulunmaktadır. Bunların başında, nanomakinelerin kısıtlı işlem kapasitesi ve fiziksel tasarımından kaynaklı düşük enerji bütçesi ve düşük hesaplama karmaşıklığı ihtiyacı gelmektedir. Öte yandan, moleküler haberleşme kanalı yüksek semboller arası girişime sahip, zamanla değişen bir karakteristiğe sahiptir. Bu yüzden de moleküler haberleşmede alıcı kestirim yöntemlerinin yüksek bit hata oranı performansı sağlaması ve düşük hesaplama karmaşıklığına sahip olması gerekmektedir.

Şekil 3.1’de gösterildiği gibi, alıcı kestirim yöntemlerini model tabanlı ve yapay zeka tabanlı yöntemler olmak üzere iki ana kategoriye ayırmak mümkündür. Model tabanlı alıcı kestirim yöntemleri iletim süreci, işaretin yayılımı, alıcıdaki gürültü, haberleşme kanal modeli gibi uçtan uca iletimi etkileyen birçok bileşenin matematiksel modeline dayanmaktadır. Ayrıca birçok model tabanlı alıcı kestirim yöntemi alıcıda kanal durum bilgisine ihtiyaç duymaktadır.



Şekil 3.1 : Alıcı kestirim yöntemleri.

Öte yandan, yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri, alıcıda kanal durum bilgisine (CSI) ihtiyaç duymamakta, sadece alıcıya gelen işareti kullanarak kestirim yapmaktadır. Makine öğrenmesi ve derin öğrenme modelleri alıcıda kanal durum bilgisine ihtiyaç duymadan difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi için yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemi olarak kullanılabilir. Bu bölümde, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme için literatürde önerilen model ve yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri verilmektedir.

3.1 Model Tabanlı Alıcı Kestirim Yöntemleri

Bu bölümde, moleküler haberleşme sistemleri için literatürde önerilen model tabanlı alıcı kestirim yöntemleri verilmektedir. Ayrıca, tezde önerilen alıcı kestirim yöntemleri ile BER performansı açısından karşılaştırılması yapılan en büyük olasılırlık ve en az ortalama kareler alıcı kestirim yöntemleri ayrıntılı olarak anlatılmaktadır.

3.1.1 Literatür araştırması

Moleküler haberleşme sistemlerinde alıcı kestirim yöntemleri konsantrasyon ölçüm yöntemine göre örnekleme tabanlı ve enerji tabanlı kestirim olmak üzere iki ana kategoriye ayrılabilir. Pasif alıcılar genellikle örnekleme tabanlı kestirim yöntemleri kullanırlar. Örnekleme tabanlı kestirim yönteminde, belirli bir örnekleme süresinde alıcının algılama alanındaki anlık molekül sayısı alınan işareti oluşturur [17]. Yok edici alıcıda ise genellikle enerji tabanlı kestirim yöntemleri kullanılmaktadır. Bu yöntemde belirli bir zaman aralığında alıcının algıladığı toplam molekül sayısı alınan işareti oluşturur. Bu zaman aralığı genellikle sembol aralığıdır [94]. Öte yandan, pasif alıcılarda da enerji tabanlı kestirim yöntemleri kullanılabilir [83,95].

Klasik kablosuz haberleşmede olduğu gibi moleküler haberleşmede de sembol kestirimi sembol tabanlı ya da dizi tabanlı yapılabilir. Sembol tabanlı kestirim hesaplama karmaşıklığı açısından dizi tabanlı kestirime göre daha iyidir. Ayrıca dizi tabanlı kestirim yöntemlerinde önceki kestirilen işaretin saklanabilmesi için alıcıda hafızaya ihtiyaç duyulmaktadır. Öte yandan, moleküler haberleşme kanal hafızası yüksek sembol hızlarında yüksek semboller arası girişime sebep olduğundan

literatürde daha çok dizi tabanlı alıcı kestirim yöntemleri çalışılmıştır. Aşağıda moleküler haberleşme için literatürde önerilmiş alıcı kestirim yöntemleri dört ana kategoride verilmiştir [96].

3.1.1.1 Sembol tabanlı alıcı kestirim yöntemleri

Literatürde moleküler haberleşme için sembol tabanlı alıcı kestirim yöntemleri genellikle çok düşük veri hızları için önerilmiştir. Düşük veri hızlarında ISI, alıcı işarete durağan ortalama ve varyans ile eklenebilir ya da daha önce gönderilen sembollerin oluşturduğu ISI'nın alınan işarete olan katkısı bu sembollerin ağırlıklı toplamı ile gösterilebilir. Bu durumda ISI alınan işarete gözardı edilebilecek kadar küçük olmaktadır.

ISI'nın asimptotik yaklaşımı kullanılarak tek sefer (one-shot) alıcı kestirim yöntemi [16]'da önerilmiştir. Burada vericiden daha önce gönderilen sembollerin oluşturduğu ISI'nın alınan işarete olan katkısı merkezi limit teoremine göre Gauss dağılımlı olarak gösterilebileceği varsayılmıştır. Ayrıca vericiden gönderilen ve alıcıda kestirilen sembol arasındaki ortalama bilgiyi maksimize eden sabit eşik değeri kestirim yöntemi önerilmiştir.

Uyumlu süzgeç, moleküler haberleşme için alıcı kestirim yöntemi olarak [95]'de önerilmiştir. Burada farklı asimptotik ISI yaklaşımları yapılmış ve alıcıda molekül girişiminin dağılımının durağan Poisson dağılımlı olduğu varsayılmıştır. Bu kestirim yönteminde pasif alıcı, enerji tabanlı ölçüm yöntemi kullanmaktadır. Bir sembol süresinde eşit zaman aralıklarında birden fazla örnek alınmakta ve bu örneklerin ağırlıkları örnekleme zamanında alıcıda beklenen molekül sayılarına göre ayarlanmaktadır. Uyumlu süzgeç alıcıda SNR'ı maksimize etmede optimum filtre olduğu kanıtlanmıştır. Öte yandan, bu kestirim yönteminin eşik değeri için kapalı form çözümü yoktur. Bu yüzden eşik değerinin arama algoritmaları ile numerik olarak elde edilmesi gerekmektedir. [97]'de ise harici girişim kaynakları da hesaba katılarak doğrusal uyumlu süzgeç moleküler haberleşme için tasarlanmıştır. Burada uyumlu süzgeç, işaret gürültü eklentili girişim oranının (signal-to-interference-plus-noise ratio, SINR) beklenen değerini maksimize etmektedir ve özellikle yüksek ISI'larda [95]'teki

uyumlu süzgeç tasarımından daha iyi bit hata oranı performansına sahip olduğu gösterilmiştir.

Ayrıca literatürde uyarlamalı eşik değeri tabanlı alıcı kestirim yöntemleri de önerilmiştir [17,94,98]–[101]. Burada farklı uzunlukta hafızaya sahip alıcı, vericiden daha önceden gönderilen sınırlı sayıda sembolün oluşturduğu ISI'yı hesaba katmaktadır. Bu alıcı kestirim yönteminde, her sembol aralığında daha önceden kestirilen semboller kullanılarak ISI değeri hesaplanmakta ve uyarlamalı eşik değeri buna göre güncellenmektedir.

3.1.1.2 Dizi tabanlı alıcı kestirim yöntemleri

Pasif alıcı için en büyük ardıl (maximum a posteriori, MAP) ve en büyük olabilirlik (maximum likelihood, ML) dizi tabanlı optimal kestirim yöntemleri [20]'de önerilmiştir. Burada önerilen dizi tabanlı kestirim yöntemlerinin hesaplama karmaşıklığı her ne kadar Viterbi algoritması ile azaltılmış olsa da, yine de kanal hafızası uzunluğu ile üstel olarak artmaktadır. Hesaplama karmaşıklığını daha da azaltabilmek için minimum ortalama karesel hata (minimum mean-square error, MMSE) tabanlı alt-optimal doğrusal denkleştirici kestirim yöntemi önerilmiştir. Öte yandan, performansı arttırmak için alt optimal kestirim yöntemi olan doğrusal olmayan denkleştirici, karar geri beslemesi denkleştiricisi (decision feedback equalizer, DFE) aynı çalışmada önerilmiştir. Bu çalışmada, DFE'nin ML ve MAP kestirim yöntemlerine göre daha az hesaplama karmaşıklığı ile doğrusal denkleştiricilere göre daha iyi performansa sahip olduğu gösterilmiştir. Ayrıca, [16]'da optimale yakın ML kestirim yöntemi Viterbi algoritması kullanılarak moleküler haberleşme sistemi için alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiştir. [95]'te diğer bir optimal ML alıcı kestirim yöntemi üniform akış ve moleküllerin enzimler ile bozunumu durumu için alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiştir.

3.1.1.3 Faz uyumsuz (noncoherent) alıcı kestirim yöntemleri

Moleküler haberleşmedeki birçok alıcı kestirim yöntemi alıcıda kanal dürtü yanıtı (channel impulse response, CIR) cinsinden kanal durum bilgisine (channel state information, CSI) ihtiyaç duymaktadır. Öte yandan, moleküler haberleşmede CIR

fiziksel şartlara bağılı ve zamanla değişmektedir. Bu durum CIR bilgisinin alıcıda anlık olarak elde edilmesini zorlaştırmakta ve hesaplama karmaşıklığını arttırmaktadır. Bu problemi çözmek amacıyla, literatürde faz uyumsuz, yani alıcıda CIR bilgisine ihtiyaç duymayan alıcı kestirim yöntemleri önerilmiştir.

Yok edici alıcılar için basit yapıda, alıcıda kanal durum bilgisine ihtiyaç duymayan bir alıcı kestirim yöntemi [101]'de önerilmiştir. Bu yöntem eşik değeri tabanlı bir alıcı kestirim yöntemidir ve alıcının k . sembol aralığındaki molekül sayısını $(k - 1)$. sembol aralığındaki molekül sayıları ile karşılaştırarak sembolleri çözmesine dayanır. Uyarlamalı eşik değeri her kestirim adımında alıcının algılamış olduğu molekül sayısına göre yeniden güncellenir. Öte yandan, bu yöntem birden çok ardışık 1 biti geldiği zaman kötü performans göstermektedir.

Aynı şekilde, [102]'de iki ardışık zaman aralığındaki konsantrasyon farkına dayalı faz uyumsuz alıcı yöntemi önerilmiştir. Öte yandan, [103]'de anlık kanal durum bilgisi yerine istatistiksel kanal durum bilgisini kullanan alıcı kestirim yöntemleri önerilmiştir.

3.1.1.4 Asenkron alıcı kestirim yöntemleri

Moleküler haberleşme sistemlerindeki diğer bir problem alıcı ve vericinin senkronizasyonudur. Yukarıda bahsedilen bütün alıcı kestirim yöntemleri alıcı ve vericinin mükemmel bir şekilde senkron olduğunu varsaymaktadır. Senkronizasyon problemini çözmek adına [104]'te asenkron doruk (peak) alıcı kestirim yöntemi önerilmiştir. Bu çalışmada iki farklı yöntem geliştirilmiştir. Bunlardan biri örnekleme zaman aralığındaki en büyük gözlemlenen ölçüme dayanmaktadır. Bu sembol tabanlı alıcı kestirim yöntemi orta seviyede hesaplama karmaşıklığına sahiptir ve uyarlamalı değildir. Önerilen ikinci kestirim yöntemi ise uyarlamalı bir yöntemdir ve karar geri besleme yöntemi ile semboller arası girişimin yok edilmesine dayanır. Bu yöntemde alıcı her bir bit için birden fazla örnek alır ve eşik değerini her bir gözlemdeki semboller arası girişimin beklenen değerine göre ayarlar.

3.1.1.5 Mobil moleküler haberleşmede alıcı kestirim yöntemleri

Moleküler haberleşmede yapılan birçok çalışma alıcı ve vericinin haberleşme süresince sabit konumda olduğunu varsaymaktadır. Öte yandan, son zamanlarda literatürde yapılan çalışmalar moleküler haberleşmedeki hareketlilik problemini de çözmeye odaklanmaktadır. Bu kapsamda, [105]'te alıcı ve verici arasındaki uzaklığın zamanla değiştiği durum için kanal dürtü yanıtı önerilmiş ve bu dürtü yanıtına göre konsantrasyon tabanlı uyarlamalı eşik değeri kestirimi ve tepe zamanı tabanlı uyarlamalı kestirim olmak üzere iki yeni alıcı kestirim yöntemi geliştirilmiştir.

Mobil verici ve alıcı, mobil verici sabit alıcı, mobil alıcı sabit verici senaryolarında difüzyon tabanlı moleküler haberleşme için stokastik kanal modelleri [106]'da önerilmiştir. Bu çalışmada, zamanla değişen kanalın dürtü yanıtının ortalaması, olasılık dağılım fonksiyonu ve oto-korelasyon fonksiyonu için analitik ifadeler elde edilmiştir. Bu kanal modeli kullanılarak eşik değeri tabanlı alıcı kestirim yönteminin performans değerlendirilmesi elde edilmiştir.

3.1.1.6 Diğer alıcı kestirim yöntemleri

Moleküler haberleşme sistemlerinde ayrıca MoSK modülasyon için alıcı kestirim yöntemleri çalışılmıştır. Pasif alıcıların farklı molekül tiplerini birbirinden bağımsız olarak algılayabildikleri varsayımı altında, [91]'de optimal ML alıcı kestirim yöntemi Viterbi algoritması ile moleküler haberleşme sistemi için önerilmiştir. Bu varsayım ile CSK modülasyonu için önerilen alıcı kestirim yöntemleri MoSK modülasyon için de geçerli hale gelmektedir.

Alıcı kestirim yönünden difüzyon tabanlı zamanlama kanalları (diffusion based molecular timing, DBMT) [107]'de çalışılmıştır. Bu kanala göre ortamda akıntı olmadığı durum için optimal ML alıcı kestirim yöntemi elde edilmiştir. Bu alıcı kestirim yönteminin hesaplama karmaşıklığının üstel olduğu gösterilmiştir. Hesaplama karmaşıklığını azaltmak için rastgele varış zamanına dayanan alt optimal sembol ve dizi tabanlı alıcı kestirim yöntemleri önerilmiştir. Bu çalışmada dizi tabanlı

alıcı kestirim yönteminin daha düşük karmaşıklık ile ML alıcı kestirim yönteminin performansına yakın bir bit hata performansına sahip olduğu gösterilmiştir.

3.1.2 Eşik değeri alıcı kestirim yöntemi

Bu bölümde, tezde önerilen alıcı kestirim yöntemleri ile BER performansı yönünden karşılaştırılması yapılan sabit eşik değeri (fixed threshold detection, FTD) ve uyarlamalı eşik değeri (adaptive threshold detection, ATD) alıcı kestirim yöntemleri verilecektir.

Örnekleme tabanlı ve enerji tabanlı olmak üzere iki farklı kestirim yöntemi [58,88,89]'da önerilmiştir. Örnekleme tabanlı kestirim yönteminde alıcı belirli bir zaman aralığında alıcıdaki algılama birimlerine gelen molekül sayıları ölçerken, enerji tabanlı kestirimde alıcı belirli bir zaman periyodunda alıcıya gelen molekül sayılarını toplamaktadır. Her iki yöntem için de literatürde, darbe tabanlı modülasyon kullanıldığında alıcıda gözlemlenen işaretin sabit bir eşik değeri ile karşılaştırılarak sembollerin kestirildiği sabit eşik değeri alıcı kestirim yöntemi önerilmiştir. Sabit eşik değeri kestirim yöntemi

$$\hat{x}[k] = \begin{cases} 0 & y[k] \leq \lambda \\ 1 & y[k] > \lambda \end{cases} \quad (3.1)$$

olarak verilmektedir. Burada $y[k]$, k anında alıcıda gözlemlenen işareti, λ eşik değerini göstermektedir. Eşik değeri BER'i minimize eden tam kapsamlı arama yöntemi ile bulunmaktadır.

Öte yandan, [101]'de uyarlamalı eşik değeri kestirim yöntemi, moleküler haberleşme sistemleri için düşük hesaplama karmaşıklı bir alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiştir.

Uyarlamalı eşik değeri kestirim yönteminde, eşik değeri $\lambda[k]$ her adımda değişmektedir ve

$$\lambda[k] = y[k-1] \quad (3.2)$$

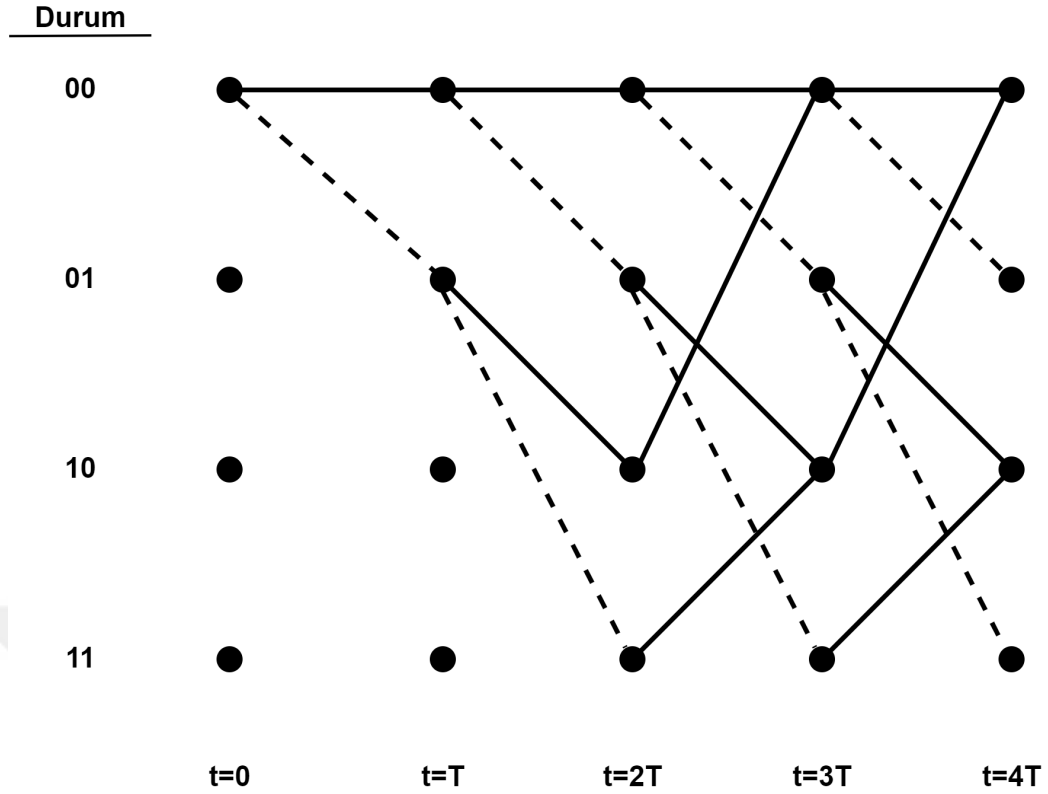
olarak verilmektedir. Uyarlamalı eşik değeri kestirim yönteminde, ilk adımda k anındaki eşik değeri (3.2)'de verildiği gibi $y[k-1]$ ile güncellenir. Burada $y[k-1]$, $(k-2)T_b < t < (k-1)T_b$ zaman aralığında alıcıya gelen molekül sayısını göstermektedir. T_b bit periyodunu göstermektedir. İkinci adımda, eşik değeri $(k-1)T_b < t < kT_b$ zaman

aralığında alıcıya gelen molekül sayısı $y[k]$ ile karşılaştırılır. Eğer k anında alıcıya gelen molekül sayısı önceki bit periyodunda alıcıya gelen molekül sayısından büyükse ATD algoritması $\hat{x}[k] = 1$ olarak sembolü kestirir, aksi durumda $\hat{x}[k] = 0$ olarak sembol kestirilir. Sabit eşik kestirimi gibi diğer alıcı kestirim yöntemlerinin aksine, ATD eşik değerine karar vermede ISI'nın etkisinden yararlanır. ATD algoritması OOK modülasyon tekniğinde kullanılmaktadır. BCSK modülasyon tekniğinde de, 1 ve 0 bitleri için vericiden gönderilen molekül sayıları arasındaki fark büyükse OOK modülasyonunda olduğu gibi benzer performans göstermesi beklenmektedir.

3.1.3 En büyük ardıl olasılık alıcı kestirim yöntemi

En büyük ardıl olasılık (maximum a posteriori, MAP) ve en büyük olabilirlik (maximum likelihood, ML) alıcı kestirim yöntemleri klasik haberleşmede geniş bir alanda kullanılan dizi kestirim yöntemleridir. Alıcıda semboller arası girişim olduğunda, dizi kestirim yöntemi sonlu durum makinesinin durumlarını kestirme problemine eşittir. $L + 1$ uzunluklu ISI için, sonlu durum makinesinin durumu son $L + 1$ girişe bağlıdır. İkili haberleşme sisteminde 2^{L+1} durum vardır. Kanal, 2^{L+1} durumlu kafes ve bu kafes boyunca ilerleyen yollara karşılık gelen bilgi dizisi ile tanımlanabilir.

Şekil 3.2'de $2^{L+1} = 4$ durumlu kafes verilmiştir. Burada, her bir dal, dal metriği olarak adlandırılan ağırlıklara sahip durum geçişlerini simgelemektedir. Bir yoldaki her bir dalın ağırlıkları toplamı yol metriği olarak adlandırılır. Dizi alıcı kestirim yöntemi alınan işaret $y[k]$ 'ya göre değişen her bir olası yol metriğinden birini seçerek vericiden gönderilen bilgi dizisini kestirir. Bu bölümde, literatürde tanımlanan en büyük ardıl olasılık (MAP) ve en büyük olabilirlik (ML) alıcı kestirim yöntemleri verilecektir. Daha sonra, burada verilen metrikler BER performansını arttıracak şekilde değiştirilecek ve bu tezde moleküler haberleşme için önerilen alıcı kestirim yöntemlerinden değiştirilmiş Viterbi algoritmaları elde edilecektir. MAP alıcı kestirim yöntemi kafes arama ile ardıl olasılık yoğunluk fonksiyonunu maksimize eden diziyi seçerken, ML alıcı kestirim yöntemi kafes arama ile olabilirlik fonksiyonunu maksimize eden diziyi seçmektedir. Dahası, alıcıda Viterbi algoritması kullanılarak



Şekil 3.2 : Kafes diyagramı [20].

kafes aramada olası olmayan diziler elenerek hesaplama karmaşıklığı azaltılabilir [108].

MAP dizi kestirim yöntemi vericiden gönderilen bitler ile alıcının aldığı örnekler arasındaki ortak olasılık yoğunluk fonksiyonunu maksimize ederek vericiden gönderilen bilgi dizisi $u[k]$ 'ya karar verir [109]. Bu durum

$$\hat{\mathbf{u}}_0^{n_{sym}} = \arg \max_{\mathbf{u}_0^{n_{sym}}} f(\mathbf{y}_0^{n_{sym}}, \mathbf{u}_0^{n_{sym}}) \quad (3.3)$$

ile gösterilmiştir. Burada, $n_{sym} + 1$ vericiden gönderilen bilgi dizisinin uzunluğunu, $\hat{\mathbf{u}}_0^{n_{sym}}$ alıcıda kestirilen bilgi bitleri dizisini, $\mathbf{u}_0^{n_{sym}}$ vericiden gönderilen bilgi bitleri dizisini, $\mathbf{y}_0^{n_{sym}}$ alıcıda alınan işareti, $f(\mathbf{y}_0^{n_{sym}}, \mathbf{u}_0^{n_{sym}})$ vericiden gönderilen bilgi bitleri dizisi ile alıcıda alınan işaret arasındaki ortak olasılık yoğunluk fonksiyonunu göstermektedir. Koyu renkli semboller vektörleri, alt indisler vektörlerin başlangıç elemanlarının indisini, üst indisler vektörlerin bitiş elemanlarının indislerini göstermektedir.

Bayes kuralı uygulanarak ortak olasılık yoğunluk fonksiyonu

$$f(\mathbf{y}_0^{n_{sym}}, \mathbf{u}_0^{n_{sym}}) = P(\mathbf{u}_0^{n_{sym}})f(\mathbf{y}_0^{n_{sym}}|\mathbf{u}_0^{n_{sym}}) = \prod_{k=0}^{n_{sym}} P(u_k|\mathbf{u}_{k+1}^{n_{sym}}) \prod_{k=0}^{n_{sym}} f(y_k|\mathbf{y}_{k+1}^{n_{sym}}, \mathbf{u}_0^{n_{sym}}) \quad (3.4)$$

olarak verilir. Burada $P(\mathbf{u}_0^{n_{sym}})$ vericiden gönderilen bit dizisinin ortak olasılık kütle fonksiyonu, $P(u_k|\mathbf{u}_{k+1}^{n_{sym}})$ vericiden gönderilen bit dizisinin koşullu olasılık kütle fonksiyonu, $f(y_k|\mathbf{y}_{k+1}^{n_{sym}}, \mathbf{u}_0^{n_{sym}})$ ve $f(\mathbf{y}_0^{n_{sym}}, \mathbf{u}_0^{n_{sym}})$ koşullu olasılık yoğunluk fonksiyonlarıdır. Vericiden gönderilen bilgi bitleri u_k 'lar birbirlerinden istatistiksel olarak bağımsız kabul edildiğinden,

$$P(u_k|\mathbf{u}_{k+1}^{n_{sym}}) = P(u_k) \quad (3.5)$$

olur. Gözlemlenen gürültü örneklerinin istatistiksel olarak bağımsız olduğu ve etkin kanal hafızasının sınırlı olduğu varsayıldığında,

$$f(y_k|\mathbf{y}_{k+1}^{n_{sym}}, \mathbf{u}_0^{n_{sym}}) = f(y_k|\mathbf{u}_{k-L}^k) \quad (3.6)$$

olarak basitleştirilebilir. Burada, y_k 'nın koşulu olasılık yoğunluk fonksiyonunun $\mathbf{u}_{k-L}^k$ 'ye bağımlı olduğu görülmektedir. (3.4)'te verilen ortak olasılık yoğunluk fonksiyonunu maksimize etmek, bu fonksiyonun negatif logaritmasını minimize etmeye eşittir. Böylece, MAP alıcı kestirim yöntemi

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{u}}_0^{n_{sym}} &= -\arg \min_{\mathbf{u}_0^{n_{sym}}} \ln \left[\prod_{k=0}^{n_{sym}} P(u_k) \prod_{k=0}^{n_{sym}} f(y_k|\mathbf{u}_{k-L}^k) \right] \\ &= -\arg \min_{\mathbf{u}_0^{n_{sym}}} \left[\sum_{k=0}^{n_{sym}} \log P(u_k) + \sum_{k=0}^{n_{sym}} \log f(y_k|\mathbf{u}_{k-L}^k) \right] \\ &= -\arg \min_{\mathbf{u}_0^{n_{sym}}} \left[\sum_{k=0}^{n_{sym}} [\log P(u_k) + \log f(y_k|\mathbf{u}_{k-L}^k)] \right] \\ &= \arg \min_{\mathbf{u}_0^{n_{sym}}} \left[\sum_{k=0}^{n_{sym}} [\mathcal{M}^{MAP}(y_k|\mathbf{u}_{k-L}^k)] \right] \end{aligned} \quad (3.7)$$

olarak verilir. Burada $\mathcal{M}^{MAP}(y_k|\mathbf{u}_{k-L}^k)$ MAP kriteri için Viterbi algoritmasında kafes aramasının dal metriğini göstermektedir ve

$$\mathcal{M}^{MAP}(y_k|\mathbf{u}_{k-L}^k) = -\log P(u_k) - \log f(y_k|\mathbf{u}_{k-L}^k) \quad (3.8)$$

olarak verilmektedir.

Difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sisteminin eş değer ayrık zamanlı Gauss yaklaşımı kanal modeline göre alınan işaretin koşullu olasılık yoğunluk fonksiyonu

$$f(y_k | \mathbf{u}_{k-L}^k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2[k]}} \exp \left[-\frac{(y[k] - \mu[k])^2}{2\sigma_n^2[k]} \right] \quad (3.9)$$

olarak verilir. Burada $\mu[k] = \sum_{l=0}^L x[k-l]h_l$ alıcıdaki k anında beklenen molekül sayısını, $\sigma_n^2[k] = \sum_{l=0}^L x[k-l]h_l(1-h_l)$ varyansı göstermektedir. (3.9)'daki olasılık dağılım fonksiyonu (3.8)'deki dal metriğinde yerine koyulursa ve sabit terimler atıldığında, MAP dal metriği

$$\mathcal{M}^{MAP}(y_k | \mathbf{u}_{k-L}^k) = \log(\sigma_n^2[k]) + \frac{(y[k] - \mu[k])^2}{\sigma_n^2[k]} - 2\log(P(u_k)) \quad (3.10)$$

olarak verilir.

3.1.4 En büyük olabilirlik alıcı kestirim yöntemi

En büyük olabilirlik alıcı kestirim yöntemi (maximum likelihood, ML) olabilirlik fonksiyonunu maksimize ederek vericiden gönderilen bilgi bitleri dizisi $u[k]$ 'ya karar verir [110]. ML alıcı kestirim yöntemi

$$\hat{\mathbf{u}}_0^{n_{sym}} = \arg \max_{\mathbf{u}_0^{n_{sym}}} f(\mathbf{y}_0^{n_{sym}} | \mathbf{u}_0^{n_{sym}}) \quad (3.11)$$

olarak verilir. Burada $f(\mathbf{y}_0^{n_{sym}} | \mathbf{u}_0^{n_{sym}})$ alınan işaret $\mathbf{y}_0^{n_{sym}}$ 'in vericiden gönderilen $\mathbf{u}_0^{n_{sym}}$ bitleri koşulu altında ortak olasılık yoğunluk fonksiyonudur. Öte yandan, vericiden gönderilen bilgi bitleri eşit olasılıklı ise, yani $P(u_k) = 1/2$ ise, MAP dizi kestirim yöntemi ML dizi kestirim yöntemi ile özdeştir. ML dizi kestirim yöntemi, dizinin hata olasılığını minimize eden optimum alıcı kestirim yöntemidir [110]. Öte yandan, difüzyon tabanlı moleküler haberleşmede, teorik olarak etkin kanal hafızası sonsuzdur. ML alıcı kestirim yöntemi ise, uygulanabilir hesaplama karmaşıklığı açısından sadece sınırlı sayıda durum ile çalışabilmektedir. Bu sebeple, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi için kanal uzunluğu kısıtlanmış ML alıcı kestirim yöntemi optimum alıcı değildir.

$P(u_k) = 1/2$ olarak alındığında, MAP dizi kestirim yöntemi sadeleştirilerek ML alıcı kestirim yöntemi

$$\hat{\mathbf{u}}_0^{n_{sym}} = \arg \min_{\mathbf{u}_0^{n_{sym}}} \left[\sum_{k=0}^{n_{sym}} \left[\mathcal{M}^{ML}(y_k | \mathbf{u}_{k-L}^k) \right] \right] \quad (3.12)$$

olarak verilir. Burada $\mathcal{M}^{ML}(y_k|\mathbf{u}_{k-L}^k)$ ML kriteri için kafes aramanın dal metriğidir. (3.10) kullanılarak sabit terimler atıldığında ML kriteri için dal metriği

$$\mathcal{M}^{ML}(y_k|\mathbf{u}_{k-L}^k) = \log(\sigma_n^2[k]) + \frac{(y[k] - \mu[k])^2}{\sigma_n^2[k]} \quad (3.13)$$

olarak verilir.

3.1.5 En az ortalama kareler hatası alıcı kestirim yöntemi

MAP dizi kestirim yöntemi ardıl sembol olasılıkları farklı iken, ML dizi kestirim yöntemi ise sembol olasılıkları eşitken dizi hata olasılığını minimize eden alıcı kestirim yöntemleridir [110]. Öte yandan, ML ve MAP dizi kestirim yöntemlerinin hesaplama karmaşıklığı etkin kanal hafızası ile üstel olarak artmaktadır. Viterbi algoritması kullanılsa dahi, nano ölçeğe bu alıcı kestirim yöntemlerinin uygulanması zordur.

Öte yandan, [16,20,91]'de en az ortalama kareler hatası (minimum mean square error, MMSE) alıcı kestirim yöntemi difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemleri için alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiştir. Bu yöntem alt optimum yöntem olmak ile birlikte MAP ve ML alıcı kestirim yöntemlerine göre daha az hesaplama karmaşıklığına sahiptir [110].

MMSE alıcı kestirim yöntemi ortalama kareler hatası (mean-square error, MSE) $\mathbb{E}(\epsilon_k^2)$ 'ni minimize eder. Burada $\mathbb{E}(\cdot)$ beklenen değeri, $\epsilon_k = u_{k-d} - \hat{u}_k$ alıcıda kestirilen bit ile vericiden gönderilen bit arasındaki hatayı, u_{k-d} $k-d$ zaman aralığında vericiden gönderilen bilgi biti, $\hat{u}_k$ filtre çıkışında kestirilen bilgi biti ve d filtre gecikmesini göstermektedir.

MMSE doğrusal olduğundan, MMSE denkleştirici çıkışı giriş örneklerinin doğrusal kombinasyonu olarak yazılabilir. Böylece, MMSE denkleştirici

$$\tilde{u}_k = \sum_{l=0}^L g_l y_{k-l} \quad (3.14)$$

ile gösterilebilir. Burada, g_l MMSE filtrenin ağırlık katsayısını, L etkin kanal hafızasını göstermektedir. $\tilde{u}_k$ Öklid uzaklığına göre en yakın bilgi bitine kuantalanarak $\hat{u}_k$ bulunmaktadır. Burada MMSE filtresinin katsayı vektörü uzunluğu ile etkin kanal hafızasının uzunluğu aynı alınmaktadır.

Ortalama karesel hata $J = \mathbb{E}(\epsilon_k^2)$ 'yı minimize etmek için ortogonalite prensibi kullanılarak doğrusal denklemler elde edilir [110]. Diğer bir deyişle, filtre katsayıları g_l 'ler, ϵ_k hatası alıcıya gelen işaret y_k ile ortogonal olacak şekilde seçilir. Böylece, $0 \leq l \leq L$ için $\mathbb{E}(\epsilon_k y_{k-l}) = 0$ olur. (3.14) ve (2.65) kullanılarak

$$\mathbb{E} \left[\left(u_{k-d} - \sum_{l=0}^L g_l y_{k-l} \right) y_{k-p} \right] = 0, \quad p = 0, \dots, L \quad (3.15)$$

denklemini elde edilir. (3.15)'te verilen denklem

$$\sum_{l=0}^L g_l \mathbb{E}(y_{k-l} y_{k-p}) = \mathbb{E}(u_{k-d} y_{k-p}), \quad p = 0, \dots, L \quad (3.16)$$

olarak yazılabilir. Basitlik açısından $\Gamma_{pl} = \sum_{l=0}^L g_l \mathbb{E}(y_{k-l} y_{k-p})$ ve $\xi_p = \mathbb{E}(u_{k-d} y_{k-p})$ olarak gösterilebilir. Beklenen değerler alındıktan sonra

$$\begin{aligned} \Gamma_{pl} &= \sum_{m=0}^L h_m h_{m+p-l} + \sigma_{k-p}^2 \delta_{pl}, \quad l, p = 0, \dots, L \\ \xi_p &= h_{d-p}, \quad p = 0, \dots, L \end{aligned} \quad (3.17)$$

elde edilir. Burada δ_{pl} Kronecker delta fonksiyonu, σ_{k-p}^2 alınan işaret y_{k-p} 'nin varyansı, h_{d-p} eş değer ayırık kanal modelinin $(d-p)$. katsayısını göstermektedir. Böylece (3.17)

$$\sum_{l=0}^{L-1} \Gamma_{pl} g_l = \xi_p, \quad p = 0, \dots, L-1 \quad (3.18)$$

olarak verilebilir.

Durağan toplamsal Gauss gürültüsünün aksine, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sisteminde gözlem gürültüsünün varyansı istatistiksel olarak vericiden gönderilen işarete bağımlıdır. Sonuç olarak vericiden gönderilen farklı bilgi dizileri için MMSE filtrenin ağırlıklarının optimum çözümü de değişmektedir. Kestirilen $\hat{u}_k$ biti, σ_k^2 nin hesaplanması için gerekmektedir. Bu durum MMSE filtreyi işarete duyarlı yapmaktadır. Kestirim hatası MMSE filtrenin BER performansını etkilemektedir. (3.18)'de verilen denklemi çözmek için matris formu kullanılabilir. Bu durumda (3.18)

$$\mathbf{\Gamma} \mathbf{g}_{opt} = \boldsymbol{\xi} \quad (3.19)$$

olarak tekrar yazılabilir. Burada $\mathbf{g}_{opt}$ MMSE filtrenin $L+1$ uzunluklu katsayı vektörüdür ve $\mathbf{g}_{opt} = [g_0, g_1, \dots, g_L]^T$ olarak verilir. $\mathbf{\Gamma}$ simetrik kovaryans matrisidir

ve elemanları Γ_{pl} (3.17)'de verilmiştir. ξ kolon vektörüdür ve elemanları (3.17)'de verilmiştir. Böylece, k . alınan işaret y_k 'dan $\tilde{u}_k$ 'yı kestiren filtrenin ağırlıkları

$$\mathbf{g}_{opt} = \mathbf{\Gamma}^{-1} \xi \quad (3.20)$$

olarak hesaplanır. Burada $\mathbf{\Gamma}^{-1}$, $\mathbf{\Gamma}$ matrisinin tersini göstermektedir. Difüzyon tabanlı moleküler haberleşmenin durağan olmayan karakteristiğinden dolayı MMSE filtrenin katsayı vektörünün alıcıdaki her bir örnek için önceki örnekler ile güncellenmesi gerekmektedir. Bu sebeple (3.20)'de verilen prosedür her bir örnek için tekrarlanır. Bu da MMSE filtrenin hesaplama karmaşıklığını arttırmaktadır.

3.2 Yapay Zeka Tabanlı Alıcı Kestirim Yöntemleri

Bu bölümde, yapay zeka, makine öğrenmesi ve derin öğrenme kavramları tanıtılmakta ve daha sonra moleküler haberleşme sistemleri için literatürde önerilen yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri verilmektedir.

3.2.1 Yapay zeka, makine öğrenmesi ve derin öğrenme

Yapay zeka, makine öğrenmesi ve derin öğrenme algoritmalarını kullanarak giriş örnekleri üzerinden tahmin ve kararlar üreten modellerdir. Makine öğrenmesi bilgisayar biliminin bir alt dalıdır ve yapay zekada örüntü tanıma ve hesaplamalı öğrenme teorisinden evrilmiştir. Makine öğrenmesi verilerden öğrenen ve bu veriler üzerinden tahminler ve kararlar üreten algoritma yapılarını araştırır [112]. Bu algoritmalar giriş örneklerinden modeller inşa ederek veri tabanlı kararlar üretirler. Makine öğrenmesi giriş örneklerinin etiketlenmesine göre gözetimli öğrenme, gözetimsiz öğrenme, yarı gözetimli öğrenme ve derin pekiştirmeli öğrenme olmak üzere dört farklı yöntem ile çalışır [113].

- Gözetimli öğrenme:

Gözetimli öğrenme algoritmaları etiketlenmiş giriş örnekleri kullanır. Burada giriş örneklerine karşılık gelen çıkışlar bilinmektedir. Öğrenme algoritması doğru çıkışlara karşılık gelen bir dizi giriş örneklerini alır ve gerçek çıkışlar ile doğru çıkışları karşılaştırarak hatayı bulur. Daha sonra bu hatayı minimize edecek şekilde

model parametrelerini deęiřtirir. Gzetimli ğrenme, etiketlenmemiř verinin etiketlerini tahmin etmek iin rntler oluřturur.

- Gzetimsiz ğrenme:

Gzetimsiz ğrenme etiketlenmemiř verileri kullanır. Sistem ğrenme algoritmasına doęru cevabı vermez. Algoritmanın etiketsiz datayı kullanarak bir rnt oluřturması beklenmektedir. Buradaki ama ğrenme algoritmasının veriyi ve verinin oluřturduęu yapıyı keřfetmesidir.

- Yarı gzetimli ğrenme:

Yarı gzetimli ğrenme etiketlenmiř ve etiketlenmemiř veriyi birlikte kullanır. Etiketlenmiř verinin retilmesi etiketlenmemiř veriyi retmekten daha az aba gerektirir ve daha ucuzdur. Bu yzden giriř verisinin rneklerinin kk bir kısmı etiketlenmiř ve kalanı etiketlenmemiřtir. Bu tr algoritmalar, tamamen etiketlenmiř verinin retilmesinin zor ve pahalı olduęu uygulamalarda tercih edilmektedir.

- Derin pekiřtirmeli ğrenme:

Derin pekiřtirmeli ğrenme genellikle robotik, oyun ve navigasyon uygulamalarında kullanılır. Derin pekiřtirmeli ğrenmede algoritma deneme yanılma ile hangi aksiyonun en yksek dl verdięini hesaplar. Bu ğrenme tr  ana bileřenden oluřmaktadır: Ajan (ğrenici veya karar verici), evre (ajanların etkileřimde olduęu her řey) ve aksiyonlar (ajanların verilen kararlar doęrultusunda gereklemiř olduęu eylemler). Ama bir ajanın belirli bir zamanda beklenen dl maksimize edecek řekilde aksiyonları semesidir.

Makine ğrenme algoritmaları hedef deęerlerin tr ve zlmesi gereken problemin doęasına gre  ana sınıfa ayrılabilir.

- Kmeleme:

Kmeleme gzetimsiz ğrenme yntemidir. Kmeleme yntemi ile algoritma etiketsiz veri dizisinden bir rnt ıkarmaya alıřır.

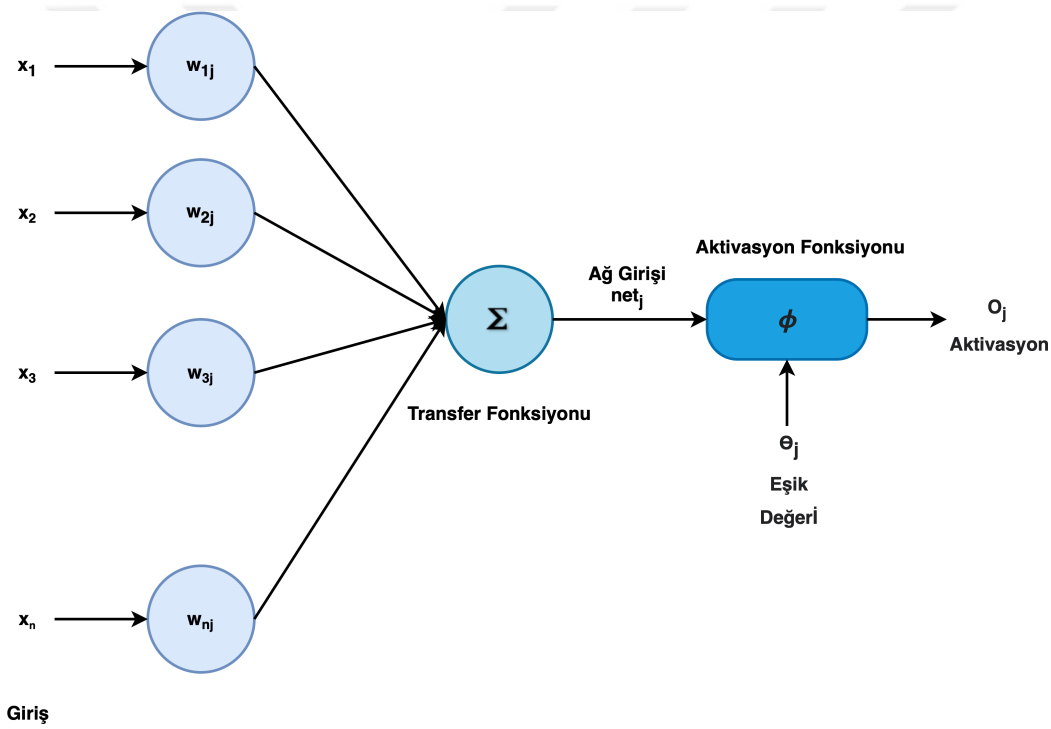
- Sınıflandırma:

Sınıflandırma bir gzetimli ğrenme yntemidir. Sınıflandırılmıř veri dizisinden rnt ıkararak sınıflandırılmamıř veri dizisini etiketlemek amalanmaktadır.

- Bağlanım:

Bağlanım yönteminde, sistemin çıkışı sürekli. Sınıflandırma yönteminde olduğu gibi ayrı olarak etiketleme yapılmamaktadır. Bunun yerinen giriş veri dizisi kullanılarak çıkışta veri dizisine göre sürekli bir değer üretilir.

Makine öğrenmesinin bir alt dalı olan derin öğrenmede, yapay sinir ağlar ve birçok gizli katmana sahip makine öğrenmesi algoritmaları çalışılmaktadır [114]. Makine öğrenmesi algoritmalarında özellik çıkarma ve sınıflandırma işlemleri elle yapılırken, derin öğrenme algoritmalarında özellik çıkarma ve modelleme işlemleri otomatik olarak yapılmaktadır. Derin öğrenme modelleri gözetimli yada gözetimsiz öğrenme yöntemleri ile çalışabilmektedirler.

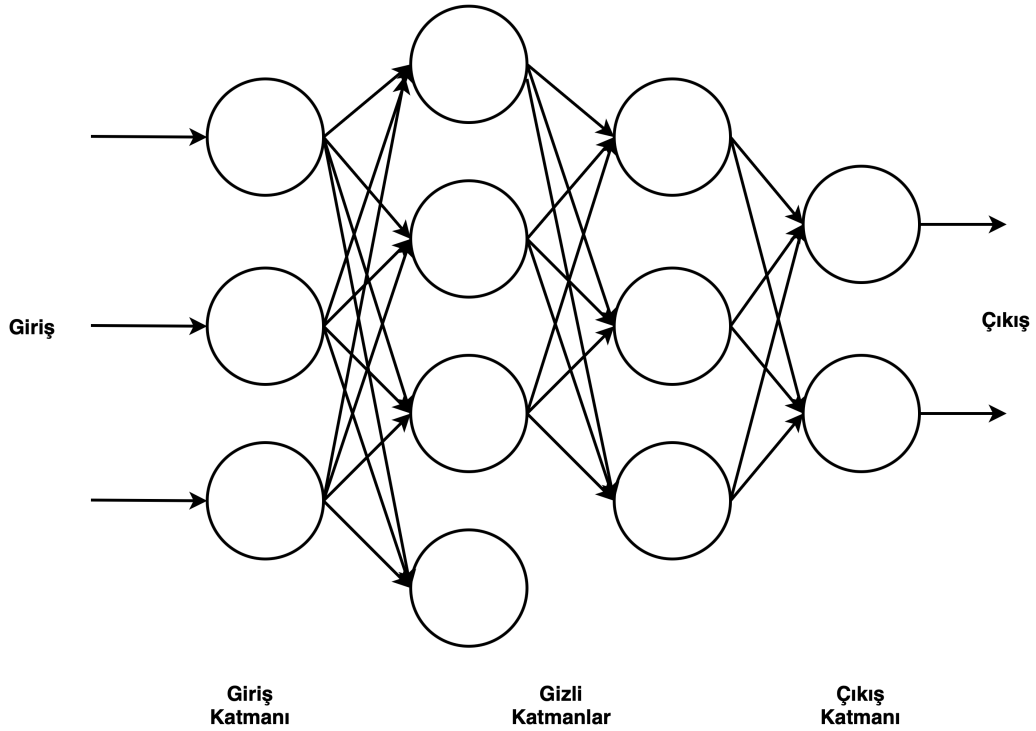


Şekil 3.3 : Yapay sinirin yapısı.

Derin öğrenmede yapay sinir ağı birbirlerine bağlı düğümlerden oluşmaktadır. Burada her bir düğüm yapay sinirleri ifade etmektedir. Şekil 3.3'te bir yapay sinirin yapısı verilmiştir. Buna göre bir yapay sinirin girişine n adet örnek verildiğinde, çıkışı $O_j = \phi \left(\sum_{k=1}^n x_k w_{kj} \right)$ olmaktadır. Böylece, bir yapay sinirin girişine gelen örneklerin ağırlıklı toplamını alarak aktivasyon fonksiyonundan geçirdiği görülmektedir. Burada $\phi(.)$ aktivasyon fonksiyonu bir eşik değeri fonksiyonudur. Eğer girişlerin ağırlıklı

toplamı eşik değerini geçerse yapay sinir ağı aktive olmakta, aksi durumda pasif kalmaktadır.

Yapay sinirlerin çıkışı kendisine yada diğer bir yapay sinire bağlanarak yapay sinir ağları oluşturulmaktadır. İleri beslemeli bir yapay sinir ağının yapısı Şekil 3.4'te verilmiştir. Yapay sinir ağları özellik çıkarma ve dönüşüm süreci için doğrusal olmayan işleme birimlerinden oluşan bir çok seri katmanı kullanır. Her bir katman, bir önceki katmanın çıkışını giriş olarak kullanır. Giriş ve çıkış katmanlarının yanı sıra sayısı yüzleri bulabilen gizli katmanlar bulunmaktadır.



Şekil 3.4 : Yapay sinir ağı.

Gözetimli öğrenme sürecinde bir yapay sinir ağının çıkışı ile eğitim verisinin gerçek etiket değerleri karşılaştırılarak hata bulunur. Bu hatayı minimize edecek ağırlık katsayılarını bulan farklı optimizasyon algoritmaları kullanılmaktadır. Bu algoritmalara eğitim algoritması denmektedir. Levenberg-Marquardt, BFGS Quasi-Newton, Resilient Backpropagation gibi birçok farklı eğitim algoritmaları yapay sinir ağları için kullanılan optimizasyon algoritmalarından bazılarıdır. Öğrenme sürecinde, dönem (epoch) sayısı belirlenerek, sürecin kaç iterasyon boyunca devam

edeceği belirlenir. Böylece öğrenme süreci için bir durma kriteri belirlenmiş olur. Dönem sayısına ulaşıldığında yada hata minimuma ulaştığında öğrenme süreci durur.

3.2.2 Literatür araştırması

Model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin aksine, yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri haberleşme sisteminin kanal modelinin bilinmediği durumlarda da, doğrudan alıcıya gelen işaretler kullanarak sembol kestirimi yapabilmektedirler. Bunun yanı sıra, yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri, alıcıda kanal durum bilgisine ihtiyaç duymamaktadırlar.

Moleküler haberleşme sistemlerinde hassas sistem modelleme problemini ele almak için makine öğrenmesi tabanlı algoritmalar [115,116]'da önerilmiştir. Moleküler haberleşmede noktasal verici ve yok edici küresel alıcı için analitik kanal modeli literatürde önerilmiştir. Öte yandan, yansıtan küresel alıcı için moleküler haberleşme kanalının analitik bir modeli literatürde bulunmamaktadır. [115]'te yansıtan küresel alıcı için difüzyon tabanlı moleküler haberleşme kanalının yapay sinir ağları tabanlı modeli çalışılmıştır. Dahası, moleküler haberleşme sistemlerindeki birçok çalışma tek girişli tek çıkışlı (single input single output, SISO) sistemlere yoğunlaşmıştır. SISO moleküler haberleşme sisteminin analitik kanal modeli literatürde önerilmiş olmasına rağmen, çok girişli çok çıkışlı (multiple input multiple output, MIMO) moleküler haberleşme sistemlerinde yok edici alıcı için kanal modelinin analitik ifadesi bulunmamaktadır. [116]'da MIMO moleküler haberleşme sisteminde, analitik kanal modeli olmadığı durum için, yapay sinir ağı (artificial neural network, ANN) tabanlı kanal modelleme çalışılmıştır.

Moleküler haberleşme sisteminin analitik kanal modelinin bilinmediği durum için, devirli sinir ağları (recurrent neural network, RNN) tabanlı dizi alıcı kestirim yöntemi [117]'de önerilmiştir. Moleküler haberleşme sisteminden elde edilen deneysel veri dizisi RNN modelinin eğitilmesi için kullanılmıştır. Bu çalışmada, haberleşme kanalının analitik modelinin tamamen bilinmediği varsayılmıştır. Ayrıca, çift yönlü kayan RNN (sliding bidirectional RNN, SBRNN) alıcı kestirim yöntemi gerçek zamanlı derin öğrenme tabanlı alıcı kestirim yöntemi olarak moleküler haberleşme için önerilmiştir. [117]'de uzun kısa-dönemli bellek (long short-term memory,

LSTM) ağırları da alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiştir. LSTM tabanlı alıcı kestirim yönteminde model bir kez eğitildikten sonra, sembol tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinde olduğu gibi alıcıya sembol geldikçe kestirim yapılmaya devam edilir.

Moleküler haberleşme için biyosensör çipi kullanılarak bir sınama ortamı [118]'de oluşturulmuştur. Biyosensör çipi insan derisinin altına herhangi bir zarar vermeden yerleştirilebilecek şekilde tasarlanmıştır. Bu çip ile zamana göre değişen glikoz molekül konsantrasyonu izlenebilmektedir. Elde edilen gerçek veriler kullanılarak, moleküler haberleşme kanalının analitik modeline ihtiyaç olmadan, RNN tabanlı bir alıcı kestirim yöntemi önerilmiştir. Önerilen yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yönteminin, sembol süresi arttıkça model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin bit hata oranı performansına yaklaştığı gösterilmiştir.

İşbirlikli zamanla değişen çift yönlü devirli sinir ağırları tabanlı dizi alıcı kestirim yöntemi [119]'da moleküler haberleşme için önerilmiştir. Ayrıca kimyasal haberleşme deney platformu geliştirilerek gerçek veriler toplanmış ve bu şekilde yapay sinir ağırları eğitilmiştir. [119]'da önerilen yapay zeka tabanlı dizi alıcı kestirim yönteminin diğer yapay sinir ağı tabanlı kestirim yöntemlerinden bit hata oranı performansı açısından daha iyi olduğu gösterilmiştir.

Üç-boyutlu difüzyon tabanlı moleküler haberleşme kanalı, noktasal verici ve küresel yok edici alıcı için tam bağlantılı ileri beslemeli sinir ağı tabanlı alıcı kestirim yöntemi [120]'de önerilmiştir. Burada akışkan ortamda adveksiyonun etkisi göz ardı edilmiş, ortamda herhangi bir akışın olmadığı varsayılmıştır. Alıcı ve vericinin haberleşme süresince başlangıç pozisyonları değişmediği kabul edilmiştir. [120]'de önerilen ANN tabanlı alıcı kestirim yöntemi klasik eşik değeri tabanlı alıcı kestirim yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. Eşik tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinde, alıcıda alınan işaret sabit bir eşik değeri ile karşılaştırılmaktadır. Bu eşik değeri, moleküler haberleşme kanalında ISI düşükken hesaplaması kolaydır. Öte yandan, ISI'nın yüksek olduğu durumlarda, bit hata oranını minimize eden eşik değerinin hesaplanması zorlaşmaktadır. Ayrıca, kanal durum bilgisi yada, önceki kestirilen semboller kullanılarak bu eşik değerleri hesaplandığından, kestirim hatası model tabanlı eşik değeri tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin bit hata oranı performansını azaltmaktadır.

[120]'de ANN tabanlı alıcı kestirim yönteminin, kanal durum bilgisine ihtiyaç duymadan, model tabanlı eşik değeri alıcı kestirim yöntemleri ile aynı bit hata oranı performansına sahip olduğu gösterilmiştir.



4. ÖNERİLEN ALICI KESTİRİM YÖNTEMLERİ

Bu bölümde, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme için önerilen model ve yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri verilmiştir. Önerilen alıcı kestirim yöntemlerinin hesaplama karmaşıklıkları verilmiş ve bilgisayar benzetimleri yapılarak bit hata oranı performansları elde edilmiştir.

4.1 Önerilen Model Tabanlı Alıcı Kestirim Yöntemleri

Bu tezde önerilen model tabanlı alıcı kestirim yöntemleri, Bölüm 2’de verilen ayrık zamanlı eş değer Gauss yaklaşım kanal modeli kullanılarak tasarlanmıştır. Bilgisayar benzetimleri ise ayrık zamanlı eş değer gerçek kanal modeline göre yapılmıştır. Gerçek kanal modelinde alıcıya gelen molekül sayısı (2.62)’deki gibi verilmektedir. Gerçek kanal modelinde alıcıya gelen molekül sayısı $y[k]$, farklı parametrelili Binom dağılımlı rastgele değişkenlerin toplamıdır ve Poisson Binom dağılımlı bir rastgele değişkendir. [60]’da gerçek kanal modelinin üç farklı yaklaşımı verilmiştir. Eş değer ayrık zaman Gauss yaklaşım modeli, deMoivre-Laplace teoremine [28] ve $y[k]$ ’nın bağımsız rastgele değişkenlerin toplamı olması gerçeğine dayanır.

Ayrık zamanlı eş değer Gauss yaklaşımı kanal modeline göre k anında alıcıya gelen molekül sayısı

$$y[k] \sim \mathcal{N} \left(z[k] = \sum_{l=0}^L x[k-l]h_l, \sigma_n^2[k] = \sum_{l=0}^L x[k-l]h_l(1-h_l) \right) \quad (4.1)$$
$$= z[k] + n[k]$$

olarak ifade edilir. Burada $n[k] \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2[k])$ toplamsal gürültü terimini göstermektedir. Böylece, kanal çıkışı klasik ISI kanal modelindeki gibi gösterilebilmektedir. Bu model işaret işleme ve haberleşme sistemlerinde geniş bir alanda kullanılmaktadır. Öte yandan, moleküler haberleşme sisteminin eş değer ayrık zaman Gauss yaklaşımı kanal modelinde, klasik ISI kanal modelinin aksine, toplamsal gürültü vericiden gönderilen

işarete istatistiksel olarak bağımlıdır. Bu durumu vurgulamak için gözlem gürültüsü

$$n[k] = \sqrt{\sum_{l=0}^L x[k-l]h_l(1-h_l)}w[k] \quad (4.2)$$

olarak gösterilebilir. Burada $w[k]$ sıfır ortalamalı birim varyanslı Gauss rastgele değişkenidir. (4.2)'nin doğrusal olmadığı görülmektedir. $n[k]$ toplamsal gürültüsü istatistiksel olarak $x[k]$ 'ya bağımlı ve $x[k]$ ile korelasyonsuzdur. Bu durum, Kalman ve Wiener filtrenin difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemine uygulanmasında kullanılmıştır.

Viterbi algoritması gibi bazı alıcı kestirim yöntemlerinin hesaplama karmaşıklığı difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sisteminin etkin kanal hafızası L 'ye bağlıdır. BCSK modülasyon için, Viterbi algoritmasının durum sayısı 2^{L+1} 'dir. Viterbi algoritmasının hesaplama karmaşıklığı durum sayısı arttıkça artmaktadır. Alıcı kestirim yöntemlerinin hesaplama karmaşıklığı açısından uygulanabilir olabilmesi için sadece sınırlı sayıda sembol ve durum hesaba katılmaktadır. Bu sebeple, alıcıda azaltılmış kanal hafızası L_r kullanılır. Böylece, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sisteminin eş değer ayrık zamanlı Gauss yaklaşımı kanal modeline göre alıcıda gözlemlenen işaret

$$y[k] = \sum_{l=0}^{L_r} x[k-l]h_l + \sum_{l=L_r+1}^L x[k-l]h_l + n[k] \quad (4.3)$$

olarak ifade edilebilir. Buradaki DC yanlılık ve arta kalan terimler $\sum_{l=L_r+1}^L x[k-l]h_l$ önerilen alıcı kestirim yöntemlerinin tasarımında hesaba katılmaktadır.

4.1.1 Değiştirilmiş Viterbi algoritması

Viterbi algoritması olabilirlik fonksiyonunu maksimize ederek vericiden gönderilen bilgi dizisine karar verir. Viterbi algoritmasının hesaplama karmaşıklığı moleküler haberleşme sistemin etkin kanal hafızası L ile üstel olarak artmaktadır. [101] ve [20]'de ML alıcı kestirim yöntemi için Viterbi algoritması önerilmiştir. Burada kanalın etkin kanal hafızasının Viterbi algoritması hesaplama karmaşıklığı açısından uygulanabilir olacak kadar küçük olduğu kabul edilmektedir. Öte yandan, teorik olarak sonsuz olan L 'nin pratikte $F_{hit}(LT_b)/F_{hit}(\infty) \leq 1 - \varepsilon$ olacak şekilde, yani enerjinin büyük çoğunluğunu kapsayacak şekilde sonlu kabul edilmesi uygun bir

yaklaşımıdır. Bu durumda, Viterbi algoritmasında kullanılabilecek sınırlı durum sayısı 2^{L+1} 'den oldukça düşük olması gerekmektedir. Bu sebeple, Viterbi algoritmasında azaltılmış kanal hafızası $L_r \ll L$ kullanılması ve (4.3)'de verilen gözlemlenen işaretle, Viterbi algoritmasında göz ardı edilen arta kalan terimler $\sum_{l=L_r+1}^L x[k-l]h_l$ 'nin de ML metriklerinde hesaba katılması gerekmektedir.

Bu bölümde, öncelikle [101] ve [20]'de önerilen Viterbi algoritmalarının minimizasyon metrikleri verilecektir. Daha sonra, (4.3)'te verilen alıcıda alınan işaret kullanılarak ve arta kalan terimlerin DC yanlılığı hesaba katılarak, Viterbi algoritmalarının metrikleri BER performansını arttıracak şekilde değiştirilecektir. Viterbi algoritması önerilen alıcı kestirim yöntemlerinin BER performansları için temel ölçüt olarak kullanılacaktır.

(4.1)'de verilen denklem kullanılarak, difüzyon tabanlı moleküler haberleşmenin Gauss yaklaşım kanalının olabilirlik fonksiyonu

$$L(\mathbf{x}; y[k]) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2[k]}} \exp - \frac{\left(y[k] - \sum_{l=0}^L h_l x[k-l] \right)^2}{2\sigma_n^2[k]} \quad (4.4)$$

olarak verilir. Burada $\sigma_n^2[k] = \sum_{l=0}^L x[k-l]h_l(1-h_l)$ 'dir. Viterbi algoritması (4.4)'teki olabilirlik fonksiyonunu (4.5)'teki gibi maksimize ederek vericiden gönderilen bilgi dizisini kestirir. Viterbi alıcı kestirim yöntemi

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \max_{\mathbf{x}} L(\mathbf{x}; y[k]) \quad (4.5)$$

olarak verilir. (4.4)'te verilen olabilirlik fonksiyonunu maksimize etmek, bu fonksiyonun negatif logaritmasını minimize etmeye eşittir. Böylece, Viterbi alıcı kestirim yöntemi

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \mathcal{M}^{ML}(\mathbf{x}; y[k]) = - \arg \min_{\mathbf{x}} \log(L(\mathbf{x}; y[k])) \quad (4.6)$$

olarak verilir. Viterbi algoritmasının minimizasyon metriği olabilirlik fonksiyonun negatif logaritması alınarak ve sabit terimler atılarak

$$\begin{aligned} \mathcal{M}^{ML}(\mathbf{x}; y[k]) &= -\log(L(\mathbf{x}; y[k])) \\ &= \log(\sigma_n^2[k]) + \frac{\left(y[k] - \sum_{l=0}^L h_l x[k-l] \right)^2}{\sigma_n^2[k]} \end{aligned} \quad (4.7)$$

olarak hesaplanır. (4.7)'de verilen dal metriğinden, gözlem gürültüsünün varyansının sabit olduğu varsayımı altında, [101]'de önerilen Viterbi algoritmasının minimizasyon metriği $\mathcal{M}_1^{ML}(\mathbf{x}; y[k])$

$$\mathcal{M}_1^{ML}(\mathbf{x}; y[k]) = \left| y[k] - \sum_{l=0}^{L_r} h_l x[k-l] \right|^2 \quad (4.8)$$

olarak verilir. Alınan işaretten göz ardı edilen terimlerin ortalaması çıkartılarak $\mathcal{M}_1^{ML}(\mathbf{x}; y[k])$ minimizasyon metriği değiştirilmiş ve $\mathcal{M}_{1,mod}^{ML}(\mathbf{x}; \bar{y}[k])$ metriği elde edilmiştir. Burada $\bar{y}[k]$

$$\bar{y}[k] = y[k] - \frac{N}{2} \sum_{l=L_r+1}^L h_l \quad (4.9)$$

olarak verilmektedir. Böylece, gözlem gürültüsünün varyansının sabit olduğu varsayımı altında, [101]'de önerilen Viterbi algoritmasının minimizasyon metriği BER performansını iyileştirmek amacıyla değiştirilmiştir.

Gözlem gürültüsünün varyansının vericiden gönderilen işarete bağımlılığı hesaba katıldığında, [20]'de önerilen Viterbi algoritmasının minimizasyon metriği $\mathcal{M}_2^{ML}(\mathbf{x}; y[k])$

$$\mathcal{M}_2^{ML}(\mathbf{x}; y[k]) = \log(\sigma_n^2[k]) + \frac{\left(y[k] - \sum_{l=0}^{L_r} x[k-l] h_l \right)^2}{\sigma_n^2[k]} \quad (4.10)$$

olarak elde edilir. Burada $\sigma_n^2[k] = \sum_{l=0}^{L_r} x[k-l] h_l (1 - h_l)$ 'dir.

Minimizasyon metriği $\mathcal{M}_2^{ML}(\mathbf{x}; y[k])$, $y[k]$ yerine $\bar{y}[k]$ ve $\sigma_n^2[k]$ yerine $\bar{\sigma}_n^2[k] = \sum_{l=0}^{L_r} x[k-l] h_l (1 - h_l) + \frac{N}{2} \sum_{l=L_r+1}^L h_l (1 - h_l)$ yazılarak değiştirilir ve $\mathcal{M}_{2,mod}^{ML}(\mathbf{x}; \bar{y}[k])$ metriği elde edilir.

4.1.2 Wiener filtre

Sonlu dürtü cevaplı (finite impulse response, FIR) Wiener filtresi, işaret işleme ve haberleşmede oldukça sık kullanılan filtredir [111]. Wiener filtrenin hesaplama karmaşıklığı oldukça düşüktür. Bu yüzden moleküler haberleşme için uygun bir alıcı kestirim yöntemidir. Wiener filtrenin katsayıları sadece bir kez hesaplanır ve sezme ve kestirme süreci boyunca kullanılır. Durağan Gauss işaretler için minimum hata varyansı açısından optimum filtredir. Gauss olmayan işaretler için ise en az kareler

hatası açısından hala en iyi doğrusal filtredir. Dahası, zamanla değişmeyen moleküler haberleşmede tek değişen parametre gözlem gürültüsünün varyansıdır. Gözlem gürültüsünün varyans değeri, bu varyansın istatistiksel ortalaması ile değiştirilmiş ve Wiener filtre moleküler haberleşme kanalı için alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiş ve bit hata oranı performansı test edilmiştir.

(4.1)'de verilen ifadedeki $\sigma_n^2[k]$ istatistiksel ortalaması ile değiştirilir ve başlangıç zamanının uzak geçmişte olduğu varsayılırsa, Wiener filtre moleküler haberleşme sistemi için alıcı kestirim yöntemi olarak kullanılabilir ve (4.1)'de verilen $y[k]$

$$y[k] = \sum_{l=0}^L x[k-l]h_l + n[k] \quad (4.11)$$

olarak tekrar yazılabilir. Burada $n[k] \sim \mathcal{N}\left(0, \frac{N}{2} \sum_{l=0}^L h_l(1-h_l)\right)$ 'dır.

Katsayı vektörü $L_r + 1$ uzunluklu Wiener filtre

$$\hat{x}[k] = \bar{x} + \sum_{l=0}^{L_r} g_{-l}(y[k+l] - \bar{y}) \quad (4.12)$$

olarak verilmektedir. Burada $\bar{x} = \frac{N}{2}, \bar{y} = \frac{rN}{2(d+r)}$ 'dır.

Wiener filtre,

$$J_{MSE} = \mathbb{E} \left\{ \left(\tilde{x}[k] - \sum_{l=0}^{L_r} g_{-l} \tilde{y}[k+l] \right)^2 \right\} \quad (4.13)$$

olarak verilen ortalama karesel hatayı minimize eder [111]. Burada $\mathbb{E}\{.\}$ beklenen değer operatörü, $\tilde{x}[k] = x[k] - \bar{x}$, ve $\tilde{y}[k] = y[k] - \bar{y}$ 'dir.

J_{MSE} 'yi g_{-l} 'e göre minimize etmek

$$\mathbb{E} \left\{ \left(\tilde{x}[k] - \sum_{l=0}^{L_r} g_{-l} \tilde{y}[k+l] \right) \tilde{y}[k+m] \right\} = 0 \quad (4.14)$$

ile ifade edilen ortogonalite koşulunu verir. Burada $m = 0, 1, \dots, L_r$ 'dir. Ortogonalite koşulu kullanılarak Wiener-Hopf denklemi

$$\sum_{l=0}^{L_r} g_{-l} C_y(l-m) - C_{yx}(m) = 0, \quad m = 0, 1, \dots, L_r \quad (4.15)$$

olarak elde edilir. Burada $C_y(m)$ ve $C_{yx}(m)$ sırasıyla gözlem gürültüsünün oto-kovaryansı ve arzu edilen işaret ile gözlem gürültüsü arasındaki karşılıklı

kovaryansı göstermektedir. $y[k]$ 'nin oto-kovaryans

$$C_y(m) = \mathbb{E}\{\tilde{y}[k]\tilde{y}[k-m]\} = \sigma_x^2 \sum_{l=0}^{L-m} h_l h_{l+m} + \sigma_n^2 \delta_m \quad (4.16)$$

olarak verilmiştir. Burada $\sigma_x^2 = \frac{N^2}{4}$, $\sigma_n^2 = \frac{N}{2} \sum_{l=0}^L h_l(1-h_l)$ ve δ_m is Kronecker delta fonksiyonudur. Arzu edilen işaret ile gözlemlenen işaret arasındaki karşılıklı kovaryans fonksiyonu

$$C_{yx}(m) = \mathbb{E}\{\tilde{y}[k]\tilde{x}[k-m]\} = \sigma_x^2 h_m, m = 0, 1, \dots, L \quad (4.17)$$

olarak verilmiştir. (4.15)'te verilen denklem matris formatında $\mathbf{C}_{yx} = \mathbf{C}_y \mathbf{g}$ olarak verilebilir ve $\mathbf{h} = \mathbf{C} \mathbf{g}$ olarak basitleştirilebilir. Burada $\mathbf{g} = [g_0 \ g_{-1} \ \dots \ g_{-L_r}]^T$, $\mathbf{h} = [h_0 \ h_1 \ \dots \ h_{L_r}]^T$ 'dir. Toeplitz matris $\mathbf{C}$ 'nin elemanları

$$C_{ij} = \sum_{l=0}^{L-m} h_l h_{l+m} + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_x^2} \delta_m, \text{ for } |i-j| = m \quad (4.18)$$

olarak hesaplanır. Burada $i, j = 0, 1, \dots, L_r$ 'dir. Wiener filtrenin katsayıları

$$\mathbf{g} = \mathbf{C}^{-1} \mathbf{h} \quad (4.19)$$

olarak verilir. Önerilen filtrenin önemli bir yönü, nedensel olmaması, yani sınırlı miktarda gelecek verisi kullanmasıdır. ISI'nın kaldırılması açısından bu özellik hayati önem taşır.

4.1.3 Genişletilmiş Kalman filtre

Kalman filtre haberleşme ve işaret işlemede çokça kullanılan bir filtredir. Kalman ve Wiener filtreler ortalama kareler hatasını minimize eden MMSE kestirim yöntemleridir [84]. Wiener filtreye ek olarak, Kalman filtre durağan ve doğrusal olmayan kanallarda da kullanılabilir. Literatürde ilk kez bu tezde Kalman filtre moleküler haberleşme sistemleri için alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiştir.

Moleküler haberleşme kanalının Gauss yaklaşım modeli için, alınan işaret $y[k]$ (4.1)'de verilmiştir. (4.2)'de verilen denklem kullanılarak, L etkin kanal hafızalı moleküler haberleşme kanalı için Kalman filtrenin doğrusal olmayan gözlem modeli

$$y[k] = \sum_{l=0}^L x[k-l]h_l + \sqrt{\sum_{l=0}^L x[k-l]h_l(1-h_l)}w[k] \quad (4.20)$$

olarak verilir. Birinci dereceden Taylor açılımı kullanılarak, o anki kestirim ve $w[k]$ ortalama değeri etrafında gözlem modeli doğrusallaştırılabilir [84]. Böylece, (4.20)'deki denklemin doğrusal olmayan kısmında $x[k-l]$ yerine bunun kestirimi $\hat{x}[k-l]$ ($\hat{x}[k] = N/2$) kullanılarak gözlem modelinin doğrusal yaklaşımı elde edilir.

Genişletilmiş Kalman filtrenin durum modeli m anındaki durumdan $m+1$ anındaki duruma evrilmeyi ifade eder ve

$$\mathbf{x}(m+1) = F\mathbf{x}(m) + \mathbf{e}_1 q(m) \quad (4.21)$$

olarak verilir. Burada m güncelleme indeksidir ve $m = 0, 1, \dots, n_{sym} + L_r$ olarak verilir. n_{sym} vericiden gönderilen sembol sayısını göstermektedir. $\mathbf{x}(m)$, $L_r + 1$ uzunluklu vektördür ve $\mathbf{x}(m) = [x(m) \ x(m-1) \ \dots \ x(m-L_r)]^T$ olarak verilmektedir. F , $(L_r + 1) \times (L_r + 1)$ boyutlu durum geçiş matrisi ve $\mathbf{e}_1$ $L_r + 1$ uzunluklu vektördür ve

$$F = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{e}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

olarak verilmektedir. Genişletilmiş Kalman filtrenin ölçüm modeli m anındaki durum ve ölçüm arasındaki ilişkiyi tanımlar ve

$$\bar{y}(m) = \mathbf{h}^T \mathbf{x}(m) + n(m) \quad (4.23)$$

olarak verilir. Burada $\bar{y}[m] = y[m] - \frac{N}{2} \sum_{l=L_r+1}^L h_l$ 'dir. $\mathbf{h}$, $L_r + 1$ uzunluklu vektördür ve $\mathbf{h} = [h_0 \ h_1 \ \dots \ h_{L_r}]^T$ olarak verilir.

Genişletilmiş Kalman filtre başlangıç koşulları

$$M_0 = \begin{bmatrix} \frac{N^2}{4} & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}, \bar{\mathbf{x}}(0) = \begin{bmatrix} \frac{N}{2} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.24)$$

olarak verilir. Genişletilmiş Kalman filtre bu başlangıç koşullarından başlar. Burada M_0 , $(L_r + 1) \times (L_r + 1)$ boyutlu matris ve $\bar{\mathbf{x}}(0)$, $L_r + 1$ boyutlu vektördür.

Genişletilmiş Kalman filtre güncelleme ve tahmin olmak üzere iki adımlı süreçte çalışır. Güncelleme denklemi

$$\mathbf{s}_m = \frac{M_m \mathbf{h}}{\mathbf{h}^T M_m \mathbf{h} + \sigma_n^2(m)}, \quad (4.25a)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(m) = \bar{\mathbf{x}}(m) + \mathbf{s}_m[\bar{\mathbf{y}}(m) - \mathbf{h}^T \bar{\mathbf{x}}(m)], \quad (4.25b)$$

$$P_m = (I - \mathbf{s}_m \mathbf{h}^T) M_m \quad (4.25c)$$

olarak verilmektedir. Burada $\mathbf{s}_m$ kazanç vektörü, $\hat{\mathbf{x}}(m)$, $\mathbf{x}(m)$ 'in kestirilen değeri, $\bar{\mathbf{x}}(m)$, $\mathbf{x}(m)$ 'nin kestirim tahmini, P_m durum hata kovaryansı ve I birim matristir. Gözlem gürültüsünün varyansı $\sigma_n^2(m)$ ile gösterilir ve

$$\sigma_n^2(m) = \begin{cases} \sum_{k=1}^m \beta_k + h_0(1-h_0)\frac{N}{2} & , m < L, \\ \sum_{k=1}^L \beta_k + h_0(1-h_0)\frac{N}{2} & , m \geq L, \\ \sum_{k=\alpha}^L \beta_k & , m > n_{sym} \end{cases} \quad (4.26)$$

olarak verilir. Burada $\alpha = m - n_{sym} + 1$ ve $\beta_k = h_k(1-h_k)\hat{x}(m-k)$ 'dir.

İlk önce, başlangıç koşulları kullanılarak kazanç vektörü $\mathbf{s}_m$, o anki kestirim $\hat{\mathbf{x}}(m)$ ve durum hata kovaryansı P_m güncellenir. Sonra, tahmin denklemleri kullanılarak sonraki durum değişkenlerinin kestirim tahmini üretilir. Tahmin denklemleri

$$\bar{\mathbf{x}}(m+1) = F\hat{\mathbf{x}}(m) + \mathbf{e}_1 \bar{q}(m), \quad (4.27a)$$

$$M_{m+1} = F P_m F^T + \mathbf{e}_1 \mathbf{e}_1^T \sigma_q^2(m) \quad (4.27b)$$

olarak verilmektedir. Burada M_{m+1} tahmin hata kovaryansıdır. $m < n_{sym}$ için $\bar{q}(m) = N/2$ ve aksi durumda 0, $m < n_{sym}$ için $\sigma_q^2(m) = N^2/4$ ve aksi durumda 0 olarak verilebilir.

Son olarak, bu kestirimler bir sonraki ölçümler gözlemlendiğinde güncellenir. Bu iki süreç $m = 1, 2, \dots, n_{sym} + L_r$ için devam eder.

4.1.4 Hesaplama karmaşıklığı

Bu bölümde önerilen alıcı kestirim yöntemlerinin hesaplama karmaşıklıkları verilmiştir. Hesaplama karmaşıklığı büyük O notasyonu ile verilmektedir. Büyük O notasyonu $\mathcal{O}(\cdot)$ ile gösterilir ve hesaplama karmaşıklığının üst sınırını belirtir. Hesaplama karmaşıklığı, gereken temel işlem sayısını ifade eder.

Viterbi algoritmasının hesaplama karmaşıklığı $\mathcal{O}(K^2 n_{sym})$ 'dir. Burada, $K = M^{L_r+1}$ durum sayısını, M kullanılan modülasyon yönteminin alfabe boyutunu ve n_{sym} gözlem

dizisinin uzunluğunu göstermektedir. Bu tezde Viterbi algoritması için dört farklı metrik incelenmiştir. Her bir metriğin durum diyagramı aynı olduğu için hesaplama karmaşıklıkları da aynıdır.

Wiener filtrede katsayı vektörü yalnızca bir kez hesaplanmakta ve Toeplitz matris C 'nin elemanları değişmediği için her bir örnek için kullanılmaktadır. Böylece, her bir sembol örneği için C matrisinin elemanlarının hesaplanması ve matris tersi alma işleminin önüne geçilmiştir. Wiener filtrenin hesaplama karmaşıklığı filtreleme işleminden oluşmaktadır. Bu işlemin hesaplama karmaşıklığı $\mathcal{O}(L_r + 1)$ 'dir. Diğer yandan, [20]'de önerilen MMSE alıcı kestirim yöntemi gürültü varyansının işarete olan bağımlılığını hesaba kattığından her bir örnek için katsayı vektörünü güncellemektedir. Bu durumdan dolayı her bir örnek için $(L_r + 1) \times (L_r + 1)$ boyutlu bir matrisin tersi alınmaktadır. Böylece, MMSE alıcı kestirim yönteminin hesaplama karmaşıklığı $\mathcal{O}((L_r + 1)^3 n_{sym})$ olmaktadır. Sonuç olarak, Wiener filtrenin hesaplama karmaşıklığı MMSE alıcı kestirim yönteminden genel olarak daha azdır.

Kalman filtrenin hesaplama karmaşıklığı genel olarak $\mathcal{O}((L_r + 1)^3)$ 'dir. Öte yandan, bu tezde önerilen Kalman filtrenin hesaplama karmaşıklığı (4.22)'de verilen denklemdeki F matrisi ve e_1 vektörünün seyrek ve (4.20)'de verilen gözlem denkleminin skaler olmasından dolayı genel duruma göre oldukça düşüktür. Dahası, (4.27b)'deki ifadedeki hesaplama P_m matrisinin (4.25a) elemanlarının kaydırılmasından ibarettir. Ayrıca (4.25a)'da matris tersi alma işleminden kaçınılmıştır. Böylece, önerilen Kalman filtrenin bütün süreç için toplam hesaplama karmaşıklığı $\mathcal{O}(4N_u(L_r + 1)^2)$ 'dir. Burada $N_u = n_{sym} + L_r + 1$ toplam güncelleme sayısını göstermektedir.

Viterbi algoritmasının hesaplama karmaşıklığını azaltmak amacıyla kanal hafızası L yerine azaltılmış kanal hafızası L_r kullanılmıştır. Burada $L_r \ll L$ 'dir. Buna rağmen, Viterbi algoritmasının hesaplama karmaşıklığı L_r ile üsteldir ve hala yüksektir. Nanomakinelerdeki enerji ve boyut gibi sınırlamalarından ötürü oldukça düşük hesaplama karmaşıklığına sahip alıcı kestirim yöntemleri gerekmektedir. Viterbi algoritmasının bu sebeple nanomakinelerde uygulanması zordur. Öte yandan, Viterbi algoritması mikro ve makro ölçekli alıcılarda çok ölçekli haberleşme sistemleri veya moleküler sensör ağları için uygulanabilirler. Öte yandan, Kalman ve Wiener filtre

Viterbi algoritmasına göre yeterince düşük hesaplama karmaşıklığına sahiptir. Bu yüzden nanomakinelerde uygulanabilme olasılığı daha yüksektir.

Bu tezde, Viterbi algoritması Wiener ve Kalman filtrenin BER performansları için temel ölçüt olarak kullanılmıştır. Uyumluluk için, BER performansı karşılaştırmalarında Wiener filtrenin katsayı vektörü uzunluğu ve Kalman filtrenin adım uzunluğu $L_r + 1$ olarak alınmıştır.

4.1.5 Bilgisayar benzetimleri

Bu bölümde, önerilen model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin, vericiden gönderilen molekül sayıları, alıcı ve verici arasındaki uzaklık ve sembol süresine göre bit hata oranı (BER) performansları verilmiştir. Değiştirilmiş Viterbi algoritmasının BER performansı literatürde önerilen klasik Viterbi algoritması [20,101] ile karşılaştırılmış ve önerilen alıcı kestirim yöntemleri için temel ölçüt olarak (benchmark) kullanılmıştır. Wiener filtrenin BER performansı [20]'de önerilen MMSE alıcı kestirim yöntemi ile karşılaştırılmış ve genişletilmiş Kalman filtrenin BER performansı elde edilmiştir. Ayrıca, önerilen alıcı kestirim yöntemlerinin BER performansları FTD ve ATD alıcı kestirim yöntemleri ile karşılaştırılmıştır.

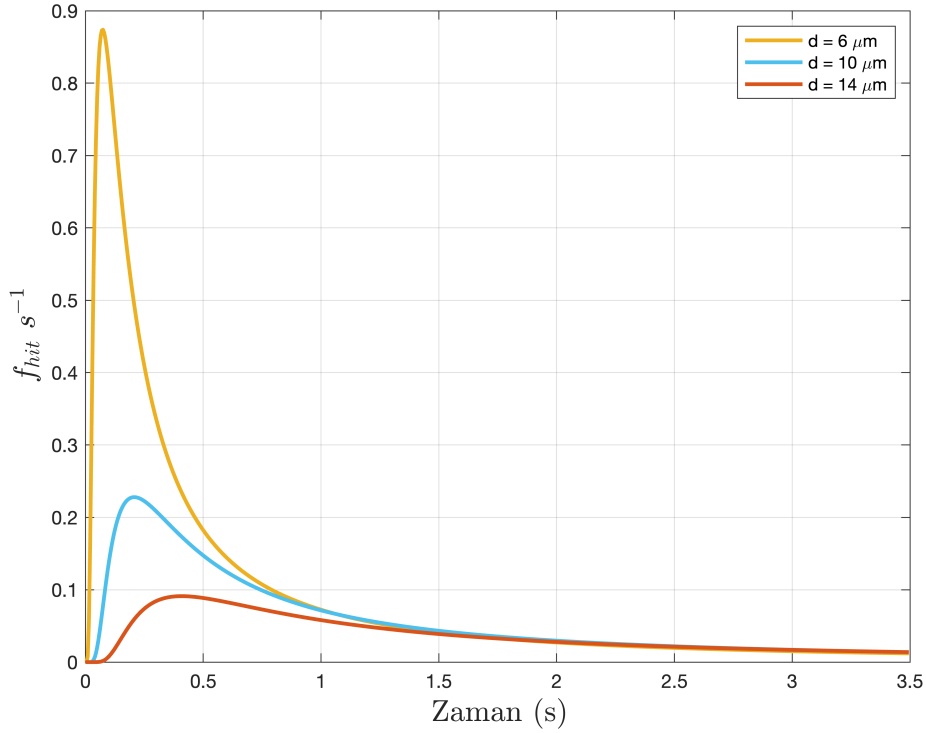
Alıcıda k anında gözlemlenen işaret $y[k]$, denklemi (2.62)'de verilen ayrık zaman gerçek kanal modeline [60] göre elde edilmiştir. Bilgisayar benzetimi parametreleri tablolarda verilmiştir. Burada D difüzyon katsayısı, r_{rx} küresel alıcının yarıçapı, d noktasal verici ve yok edici küresel alıcının dış çeperi arasındaki uzaklığı, T_b bit süresini, n_{sym} vericiden gönderilen sembol sayısını, L etkin kanal hafızasını, L_r azaltılmış etkin kanal hafızasını, N_c Monte-Carlo bilgisayar benzetimi tekrar sayısını ve N bir sembol süresinde vericiden gönderilen molekül sayısını göstermektedir. Etkin kanal hafızası $L + 1 = 1000$ olarak seçilmiştir. Böylece, bu tezde farklı parametreler için yapılan bilgisayar benzetimlerinde $0.04 \leq \varepsilon \leq 0.01$ olmaktadır ve $\varepsilon \geq 1 - F_{hit}(LT_b)/F_{hit}(\infty)$ koşulu sağlanmaktadır.

Şekil 4.1'de bilgisayar benzetimleri yapılan difüzyon tabanlı moleküler haberleşme kanalı için $f_{hit}(t)$ grafiği verilmiştir. Bilgisayar benzetimi parametreleri ise Çizelge 4.1'de gösterilmiştir. Şekil 4.1'de alıcı ve verici arasındaki uzaklık arttıkça,

Çizelge 4.1 : $f_{hit}(t)$ grafiği bilgisayar benzetimi parametreleri.

Parametre	Değer
Difüzyon Katsayısı	$D = 79.4 \mu m^2/s$
Alıcının yarıçapı	$r_{rx} = 4.5 \mu m$
Alıcı ve verici arasındaki uzaklık	$d = 6, 10, 14 \mu m$
Bit süresi	$T_b = 0.5s$
Vericiden gönderilen sembol sayısı	$n_{sym} = 1000$
Etkin kanal hafızası	$L + 1 = 1000$
Azaltılmış etkin kanal hafızası	$L_r + 1 = 10$
Monte-Carlo tekrar sayısı	$N_c = 10000$
Bir sembol için vericiden gönderilen molekül sayısı	$N = 1000$

moleküllerin zamana göre yayılımının arttığı ve bu sebeple semboller arası girişimin de arttığı gözlemlenmektedir. Öte yandan düşük uzaklık değerlerinde, moleküllerin büyük çoğunluğunun sembol süresi $T_b = 0.5s$ 'den önce alıcıya ulaştığı, fakat hala sembol süresi dışında da moleküllerin alıcıya geldiği görülmektedir.



Şekil 4.1 : Zamana göre $f_{hit}(t)$ grafiği.

Viterbi algoritması I, II, III ve IV için dal metrikleri sırasıyla $\mathcal{M}_1^{ML}(\mathbf{x}; y[k])$ [101], $\mathcal{M}_2^{ML}(\mathbf{x}; y[k])$ [20], $\mathcal{M}_{1,mod}^{ML}(\mathbf{x}; \bar{y}[k])$ ve $\mathcal{M}_{2,mod}^{ML}(\mathbf{x}; \bar{y}[k])$ olarak verilmiştir. Burada $\bar{y}[k] = y[k] - \frac{N}{2} \sum_{l=L_r+1}^L h_l$ olarak verilmektedir.

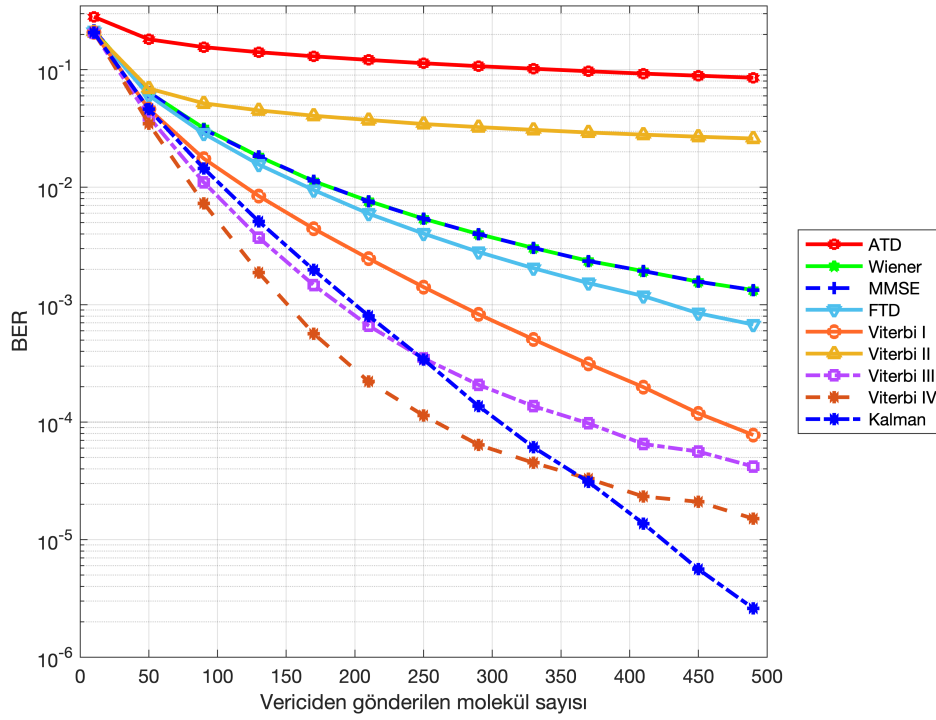
Vericiden bir sembol süresinde gönderilen molekül sayısına göre BER performansı analizi yapılmış ve BER grafiği Şekil 4.2’de verilmiştir. Bilgisayar benzetimlerinde kullanılan molekül haberleşme sisteminin parametreleri Çizelge 4.2’de gösterilmektedir.

Difüzyon tabanlı molekül haberleşme kanalının ortalama dürtü cevabı istatistiksel difüzyon gürültüsü dağılımına sahiptir. Vericiden gönderilen molekül sayısı arttıkça alıcıdaki gerçek dağılım daha belirlenimci olur. Böylece, alıcı kestirim yöntemlerinin BER performansları, vericiden gönderilen molekül sayısı arttıkça artar.

Çizelge 4.2 : Molekül sayısına göre bilgisayar benzetimi parametreleri.

Parametre	Değer
Difüzyon Katsayısı	$D = 79.4\mu m^2/s$
Alıcının yarıçapı	$r_{rx} = 4.5\mu m$
Alıcı ve verici arasındaki uzaklık	$d = 6\mu m$
Bit süresi	$T_b = 0.5s$
Vericiden gönderilen sembol sayısı	$n_{sym} = 1000$
Etkin kanal hafızası	$L + 1 = 1000$
Azaltılmış etkin kanal hafızası	$L_r + 1 = 10$
Monte-Carlo tekrar sayısı	$N_c = 10000$
Bir sembol için vericiden gönderilen molekül sayısı	$N = 10 : 40 : 500$

Wiener filtre, ATD kestirim yöntemine göre daha iyi bir BER performansı gösterir. Ayrıca, düşük molekül sayılarında, FTD alıcı kestirim yönteminin BER performansına yakın bir performans sergilemektedir. FTD alıcı kestirim yöntemi eşik değeri verildiğinde en basit alıcı kestirim yöntemidir. Öte yandan, BER performansını minimize eden en iyi eşik değeri tam kapsamlı arama yöntemi ile bulunmaktadır. Bundan dolayı, FTD alıcı kestirim yönteminin hesaplama karmaşıklığı Wiener filtrenin hesaplama karmaşıklığından yüksektir. MMSE alıcı kestirim yöntemi, Wiener ve Kalman filtre ortalama-karesel hatayı minimize eden alıcı kestirim yöntemleridir. Vericiden gönderilen işarete bağımlı gözlem gürültüsünün varyansı yerine istatistiksel ortalaması kullanarak Wiener filtre difüzyon tabanlı molekül haberleşme için alıcı kestirim yöntemi olarak kullanılabilir. Öte yandan, MMSE alıcı kestirim yönteminde gözlem gürültüsünün işarete bağımlılığı da hesaba katılmaktadır. MMSE her sembol kestirimi için işaret bağımlı gürültüyü hesaplar. Buna rağmen, sembollerin kestirimi MMSE’nin BER performansını arttıracak kadar hassas doğrulukta değildir [20]. Bu



Şekil 4.2 : Model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin vericiden gönderilen molekül sayılarına göre bit hata oranı performansı.

yüzden, Wiener filtrenin BER performansı MMSE ile neredeyse aynı çıkmaktadır. Öte yandan, genişletilmiş Kalman filtresi öz yinelemeli bir algoritmadır ve gözlem gürültüsünün hem doğrusal olmaması hem de durağan olmaması durumunu hesaba katmaktadır. Böylece genişletilmiş Kalman filtre bu üç alıcı kestirim yöntemi içinde en iyi BER performansına sahiptir.

Hesaplama karmaşıklığının uygulanabilirlik açısından daha düşük seviyelerde tutulabilmesi için Viterbi algoritmasında sadece sınırlı sayıda durum hesaba katılmıştır. BCSK modülasyonda Viterbi algoritmasının durum sayısı 2^{L_r+1} 'dir ve burada $L_r \ll L$ 'dir. Bu yüzden, azaltılmış durum sayılı Viterbi algoritması difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi için optimum alıcı değildir. Gözlem gürültüsü varyansını sabit kabul eden Viterbi algoritması I, arta kalan terimlerin göz ardı edilmesinden dolayı Viterbi algoritması II'den daha iyi BER performansı göstermektedir. Arta kalan terimlerin oluşturduğu DC yanlılık (bias) hesaba katılarak Viterbi algoritması metriği değiştirilmiş ve Viterbi algoritması III ve IV metrikleri elde edilmiştir.

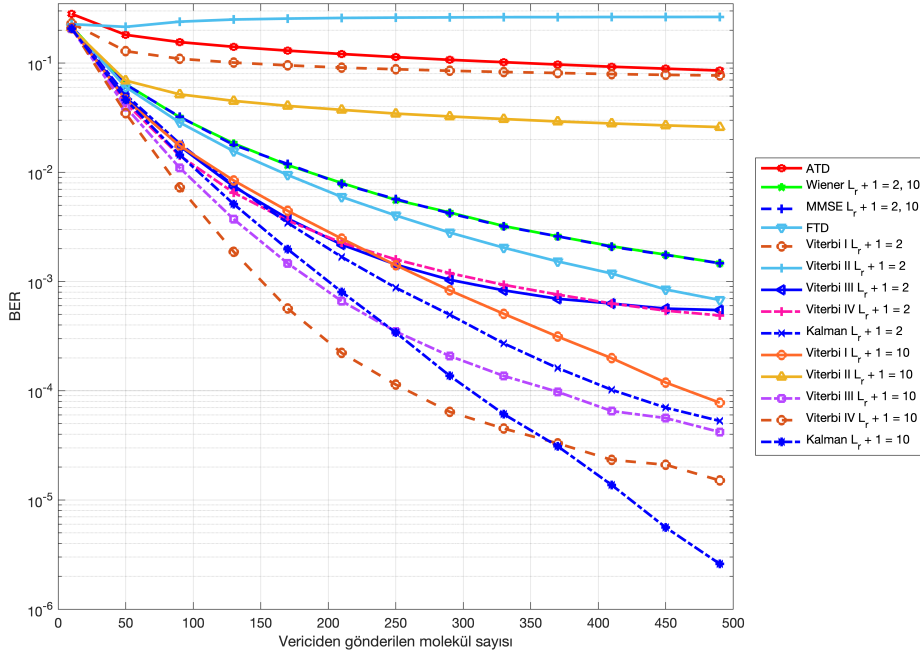
Şekil 4.2’de değiştirilmiş Viterbi algoritmasının klasik Viterbi algoritmasından [20,101] daha iyi BER performansı gösterdiği görülmektedir. Dahası, gözlem gücünün varyansının işaret bağımlılığını ve arta kalan terimleri hesaba katan Viterbi algoritması IV’ün diğer üç Viterbi algoritmasından da daha iyi BER performansına sahip olduğu görülmektedir. Bu arta kalan terimlerin ne kadar önemli olduğunu göstermektedir.

Viterbi algoritması IV düşük molekül sayılarında diğer alıcı kestirim yöntemlerinden daha iyi bir BER performansı göstermesine rağmen, yüksek molekül sayılarına Kalman filtre daha düşük hesaplama karmaşıklığı ile daha iyi bir BER performansı göstermektedir. Şekil 4.3’te $L_r + 1 = 2$ ve 10 için BER performansı karşılaştırması verilmiştir. Bilgisayar benzetiminde kullanılan parametreler Çizelge 4.3’te gösterilmiştir.

Çizelge 4.3 : Azaltılmış kanal hafızasına göre bilgisayar benzetimi parametreleri.

Parametre	Değer
Difüzyon Katsayısı	$D = 79.4 \mu m^2/s$
Alıcının yarıçapı	$r_{rx} = 4.5 \mu m$
Alıcı ve verici arasındaki uzaklık	$d = 6 \mu m$
Bit süresi	$T_b = 0.5s$
Vericiden gönderilen sembol sayısı	$n_{sym} = 1000$
Etkin kanal hafızası	$L + 1 = 1000$
Azaltılmış etkin kanal hafızası	$L_r + 1 = \{2, 10\}$
Monte-Carlo tekrar sayısı	$N_c = 10000$
Bir sembol için vericiden gönderilen molekül sayısı	$N = 10 : 40 : 500$

Azaltılmış etkin kanal hafızası L_r değeri arttıkça, Viterbi algoritmasının durum sayısı, MMSE filtre ve Wiener filtrenin katsayı vektörü uzunluğu ve genişletilmiş Kalman filtrenin güncelleme uzunluğu artmaktadır. Bu yüzden, bu alıcı kestirim yöntemlerinin BER performansları L_r değeri ile birlikte artmaktadır. Diğer yandan, Wiener filtre, bit süresi $T_b = 0.5s$ olduğunda $L_r + 1$ değeri 2 ve 10 olduğu durum için aynı BER performansı göstermektedir. Böylece, bit süresi $T_b = 0.5s$ ve $L_r + 1 = 2$ olduğu durum için, 2 uzunluklu bir Wiener filtrenin yeterli bir BER performansına sahip olduğu görülmektedir. Kalman filtre, diğer alıcı kestirim yöntemlerinden daha iyi bir BER performansına sahiptir. Dahası $L_r + 1 = 2$ parametrelili Kalman filtre $L_r + 1 = 10$ parametrelili Viterbi I ve II algoritmalarından daha iyi BER performansı göstermektedir.



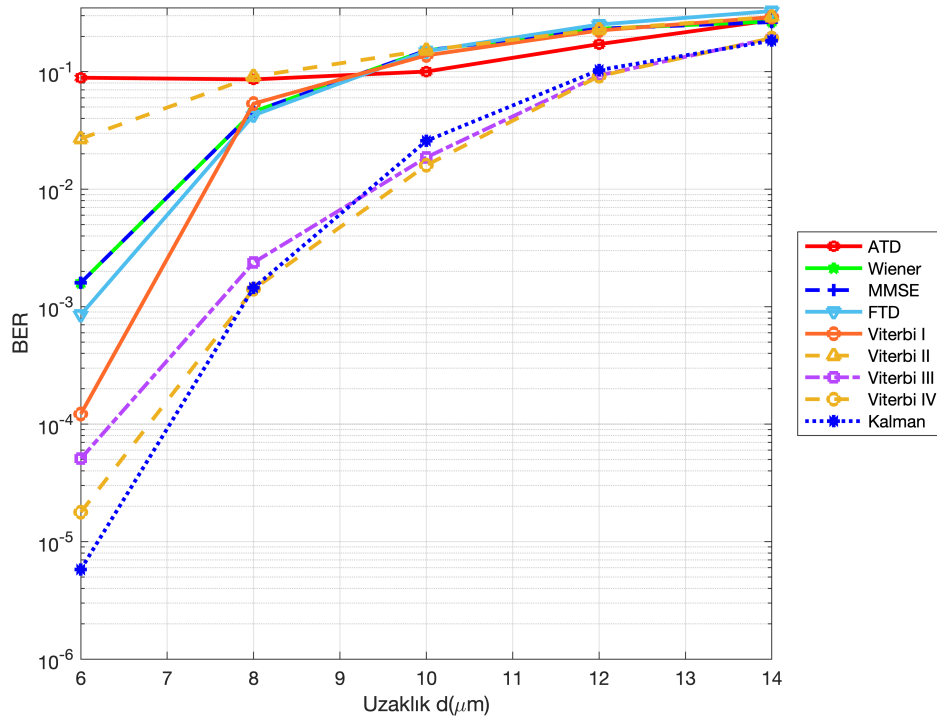
Şekil 4.3 : Model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin $L_r + 1 = 2, 10$ için vericiden gönderilen molekül sayılarına göre bit hata oranı performansı.

Çizelge 4.4 : Uzaklığa göre bilgisayar benzetimi parametreleri.

Parametre	Değer
Difüzyon Katsayısı	$D = 79.4 \mu m^2/s$
Alıcının yarıçapı	$r_{rx} = 4.5 \mu m$
Alıcı ve verici arasındaki uzaklık	$d = \{6, 8, 10, 12, 14\} \mu m$
Bit süresi	$T_b = 0.5s$
Vericiden gönderilen sembol sayısı	$n_{sym} = 1000$
Etkin kanal hafızası	$L + 1 = 1000$
Azaltılmış etkin kanal hafızası	$L_r + 1 = 10$
Monte-Carlo tekrar sayısı	$N_c = 10000$
Bir sembol için vericiden gönderilen molekül sayısı	$N = 450$

Şekil 4.4'te alıcı ve verici arasındaki uzaklığa göre BER grafiği verilmiştir. Bilgisayar benzetiminde kullanılan parametreler Çizelge 4.4'te gösterilmiştir. Uzaklık arttıkça, kanalın dürtü yanıtı daha dağınımlı olmaktadır. Bu yüzden, sembol süresi ve difüzyon katsayısı gibi diğer parametrelerin sabit olduğu durumda, uzaklık arttıkça semboller arası girişim artar. Bundan dolayı, alıcı kestirim yöntemleri daha düşük uzaklıklarda daha iyi BER performansı göstermektedir.

Wiener filtre, ATD alıcı kestirim yönteminden daha iyi BER performansına sahiptir. Düşük uzaklık değerlerinde ise FTD yönteminin BER performansına yakın bir

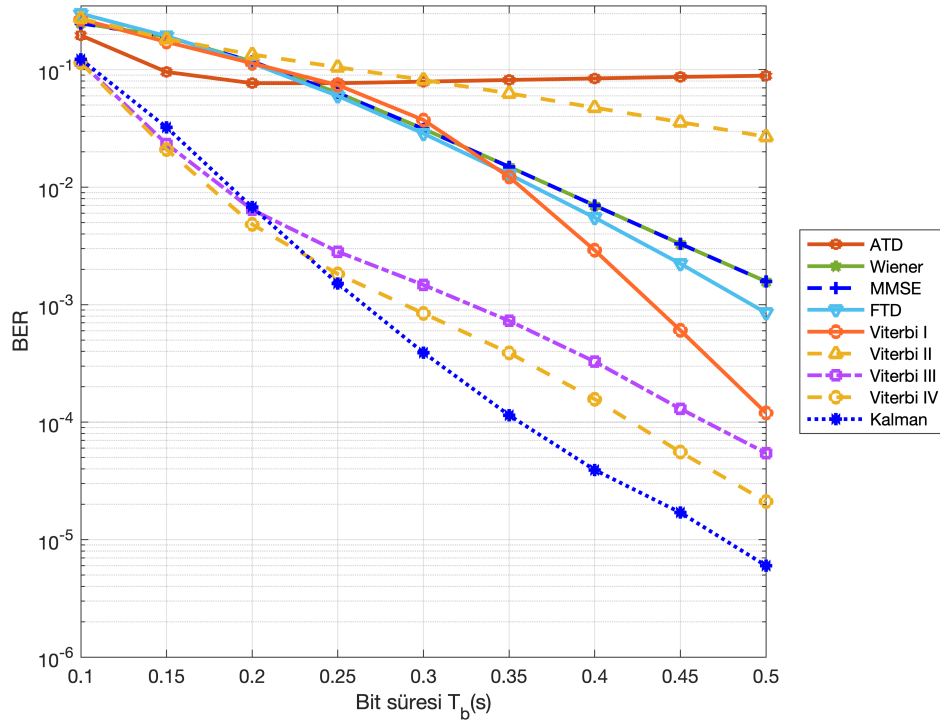


Şekil 4.4 : Model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin alıcı ve verici arasındaki uzaklığı göre bit hata oranı performansı.

performans göstermektedir. Wiener filtre, yüksek uzaklık değerlerinde ise FTD yöntemi ile neredeyse aynı BER performansı gösterirken, Viterbi algoritması I'e göre daha iyi bir BER performansına sahiptir. Ayrıca, Viterbi algoritması I, II, III, IV ve genişletilmiş Kalman filtre, uzaklık değeri yüksek olduğu durumda aynı BER performanslarına sahiptirler. Öte yandan, genişletilmiş Kalman filtre düşük uzaklık değerlerinde, diğer alıcı kestirim yöntemlerinden daha iyi bir BER performansına sahiptir.

Çizelge 4.5 : Bit süresine göre bilgisayar benzetimi parametreleri.

Parametre	Değer
Difüzyon Katsayısı	$D = 79.4\mu m^2/s$
Alıcının yarıçapı	$r_{rx} = 4.5\mu m$
Alıcı ve verici arasındaki uzaklık	$d = 6\mu m$
Bit süresi	$T_b = 0.1 : 0.05 : 0.5s$
Vericiden gönderilen sembol sayısı	$n_{sym} = 1000$
Etkin kanal hafızası	$L + 1 = 1000$
Azaltılmış etkin kanal hafızası	$L_r + 1 = 10$
Monte-Carlo tekrar sayısı	$N_c = 10000$
Bir sembol için vericiden gönderilen molekül sayısı	$N = 450$



Şekil 4.5 : Model tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin bit süresine göre bit hata oranı performansı.

Şekil 4.5'te bit süresine göre BER performansı verilmiştir. Bilgisayar benzetiminde kullanılan parametreler Çizelge 4.5'te gösterilmiştir. Bit süresini arttırmak semboller arası girişimi azaltır. Bu yüzden, ATD dışındaki alıcı kestirim yöntemlerin BER performansları, bit süresi arttırıldıkça artmaktadır. ATD algoritmasının bu davranışı [101]'de açıklanmıştır. Bit süresi ile uzaklık değişiminin ISI üzerindeki benzer davranışından ötürü Şekil 4.4'tekine benzer bir BER grafiği elde edilmiştir.

Düşük bit sürelerinde, Viterbi algoritması I-II, MMSE, Wiener filtre ve FTD birbirlerine yakın BER performansı göstermektedir. Aynı şekilde bit süresi azaldıkça Viterbi algoritması III-IV ve Kalman filtre de yakın BER performansları göstermektedir. Öte yandan, Kalman filtre, yüksek bit sürelerinde diğer alıcı kestirim yöntemlerine göre daha iyi BER performansına sahip olmaktadır.

4.2 Önerilen Yapay Zeka Tabanlı Alıcı Kestirim Yöntemleri

Bu bölümde, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi için karar ağacı (decision tree), karar ağaçları ormanı (random forest), uyarlamalı takviyeli sınıflandırma

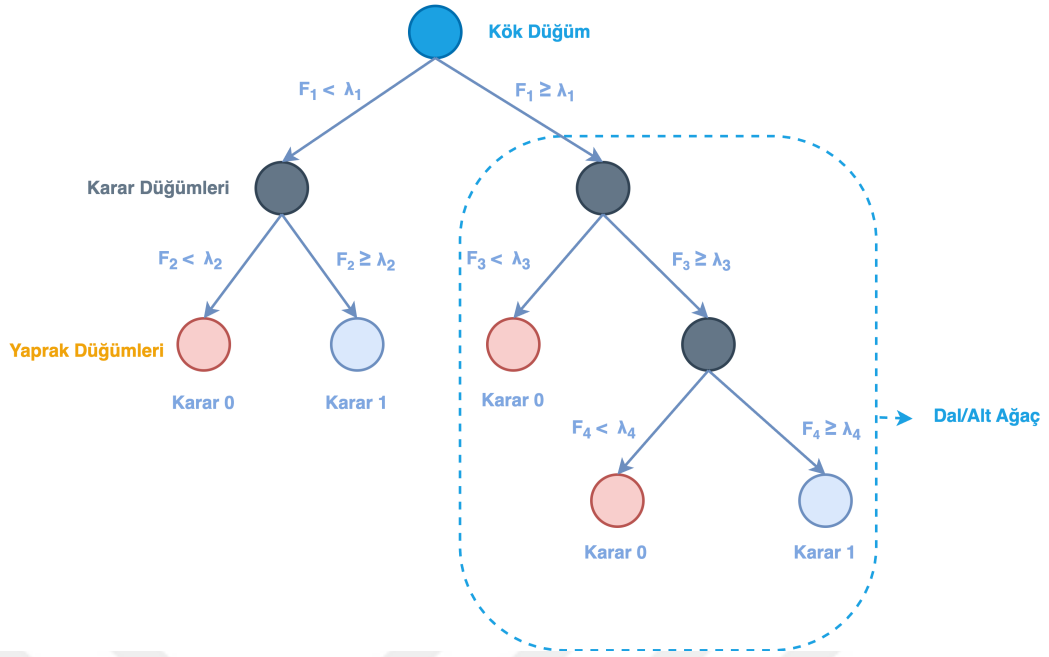
(adaptive boosting) ve çok modelli rastgele örnekleme (bootstrap aggregating) makine öğrenmesi algoritmaları, yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiştir. Eğitim ve test veri kümesi olarak ayrık zaman eş değer gerçek kanal modeli kullanılarak yapılan bilgisayar benzetimlerinden elde edilen veriler kullanılmıştır.

4.2.1 Karar ağacı (decision tree)

Karar ağacı sınıflandırma ve bağlanım için kullanılabilen parametrik olmayan ve gözetimli öğrenme yapan makine öğrenmesi algoritmasıdır. Karar ağacı algoritmasında amaç veri özelliklerinden elde edilen basit karar kurallarını öğrenerek hedef değişkenin değerini öngören bir model oluşturmaktır. Karar ağacı algoritması iki yada daha fazla sınıf için sınıflandırma yapabilir. Burada, karar ağacında kullanılan eğitim verisi, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sisteminin ayrık zaman eş değer gerçek kanal modeli kullanılarak bilgisayar benzetimi ile elde edilen etiketlenmiş veridir. Bu tezde, karar ağacı algoritması ikili sınıflandırma ile alıcı kestirim yöntemi olarak kullanılmıştır.

Şekil 4.6'da tipik bir karar ağacının yapısı verilmiştir. Buradaki yapı "karar 0" ve "karar 1" olmak üzere ikili sınıflandırma yapmaktadır. Karar ağacı algoritması düğümlerden ve dallardan oluşmaktadır. Bütün veri örneklerinin bulunduğu ilk düğüm kök düğüm olarak adlandırılmaktadır. Algoritma bu kök düğümden dallanmaya başlar. Dallanmalar ile düğümler sınıf sayısına göre iki yada daha fazla alt düğümlere ayrılır. Her bir düğümden belirli bir özellik bir eşik değeri ile karşılaştırılarak dallanma süreci gerçekleştirilir. Ayrılan bu düğümler belirli bir kriterle göre alt düğümlere ayrılmaya devam eder. Eğer bir düğüm daha fazla alt düğüme ayrılmıyorsa bu düğüme yaprak düğümü yada son düğüm denir, aksi takdirde karar düğümü olarak adlandırılır. Dallanma işlemi bittikten sonra, karar üzerinde etkisi az olan özellikler karar ağacından atılır. Bu işleme budama denir. Karar ağacında bir düğümden dallanmalar sonucunda oluşan yeni düğümlere yavru düğüm denir. Yavru düğümlerin dallandığı ana düğüme ise ata düğüm adı verilmektedir.

Karar ağacı algoritmasında, her bir düğümden dallanma süreci belirli kriterlere göre gerçekleştirilmektedir. Her bir dallanmada kullanılacak özelliğin dallanma süreci için ne kadar iyi olduğunu bu kriterler belirler. Aday özellikler arasından bu kriteri



Şekil 4.6 : Karar ağacı yapısı.

sağlayan en iyi özellik seçilir. Bilgi kazancı, kazanç oranı ve Gini indeksi en çok kullanılan dallanma kriteri yöntemleridir. Her bir dallanma ile karar ağacı algoritması düğümlerdeki entropiyi minimize ederek bilgi kazancını maksimize etmeye çalışır. Bilgi teorisinde, rastgele bir değişkenin entropisi, değişkenin olası sonuçlarının doğasında bulunan ortalama belirsizlik düzeyidir. Entropi formülü

$$E = - \sum_{i=0}^n p_i \log_2(p_i) \quad (4.28)$$

olarak verilmektedir. Burada p_i bir düğümdeki veri dizisinden belirli bir sınıfın n farklı sınıf arasından seçilme olasılığıdır. İkili sınıflandırma probleminde entropi 1 ve 0 aralığında bir değer almaktadır. Kök düğüm, entropisi en yüksek yani bilgi kazancı en düşük olan düğümdür. Kök düğümde belirsizlik en fazladır. Her bir dallanma ile karar düğümlerinin entropisi azaltılarak belirsizlik azaltılmakta ve böylece bilgi kazancı arttırılmaktadır.

Karar ağacı algoritmasında, ata düğümün ve yavru düğümlerin entropisi hesaplanarak bilgi kazancı elde edilir ve bu bilgi kazancı dallanma kriteri olarak kullanılabilir. Bilgi kazancı formülü

$$BK = E(ata) - \sum_{j=1}^n w_j E(yavru) \quad (4.29)$$

olarak verilmektedir. Burada w_j j . yavru düğümün ağırlık katsayısıdır ve

$$w_j = \frac{j. \text{ yavru düğümdeki veri sayısı}}{\text{ata düğümdeki veri sayısı}} \quad (4.30)$$

olarak verilmektedir. Buna göre, dallanma sürecinde her bir aday özellik için bilgi kazancı hesaplanır ve bilgi kazancı en yüksek olan özellik dallanma kriteri olarak belirlenir. Bilgi kazancı kriterini kullanan karar ağacı algoritması ID3 (iterative dichotomiser 3) algoritması olarak adlandırılır. ID3 algoritmasının dezavantajı, yüksek sayıda özellik olduğunda karar ağacının derinliğinin artmasıdır.

Karar ağacında kullanılan diğer bir dallanma kriteri karar oranıdır. Karar oranı kriterini kullanan karar ağacı algoritması C4.5 algoritması olarak adlandırılır. Her bir düğüm için karar oranı

$$KO = \frac{\text{Bilgi Kazancı}}{\text{Dallanma Bilgisi}} \quad (4.31)$$

ile hesaplanır. Dallanma bilgisi yavru düğümlerin ağırlık katsayısı kullanılarak hesaplanır ve

$$\text{Dallanma Bilgisi} = \sum_{j=1}^n w_j \log_2(w_j) \quad (4.32)$$

olarak verilmektedir.

Gini indeks, karar ağacında kullanılan diğer bir dallanma kriteridir. Bu kriterin kullanıldığı karar ağacı algoritmasına sınıflandırma ve bağlanım (classification and regression, CART) algoritması adı verilmektedir. Gini indeksi, Gini katışıklığına (impurity) dayanır. Her bir yavru düğüm ve ata düğüm için Gini katışıklığı

$$GK = 1 - \sum_{j=1}^n p_i^2 \quad (4.33)$$

ile hesaplanır. Gini katışıklığı kullanılarak her bir yavru düğümün Gini indexi

$$GI = \sum_{j=1}^n w_j GK_j \quad (4.34)$$

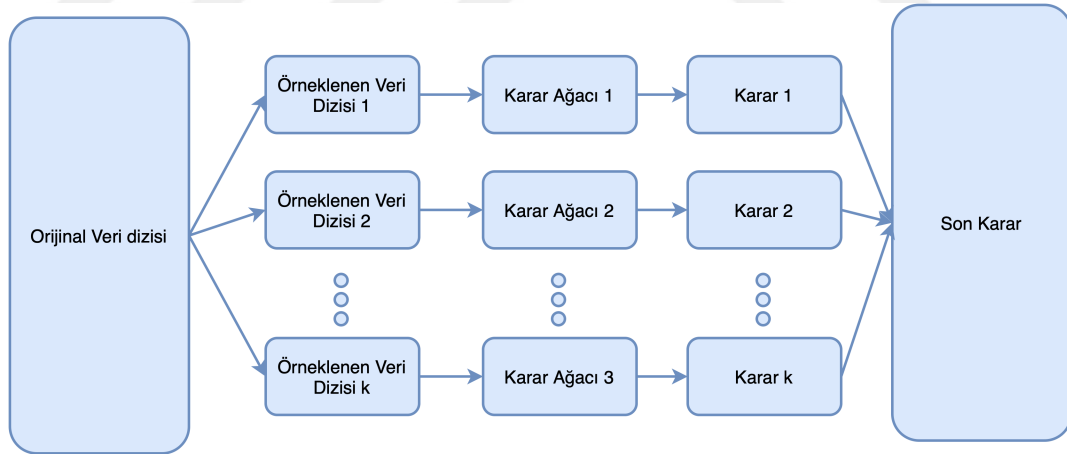
ile hesaplanır. Gini indeksi, ikili sınıflandırma problemi için 0 ve 0.5 arasında bir değer alır. Aday özellikler arasından en az Gini indeksine sahip olan özellik dallanma kriteri olarak kullanılır.

4.2.2 Gruplama yöntemleri

Karar ağacı algoritmasının en önemli sorunu yanlılık ve varyansın yüksek olmasıdır. Burada yanlılık öngörülen veri ile gerçek verinin ortalaması arasındaki fark, varyans ise farklı veri örneklerine karşı öngörü modelinin değişim miktarını göstermektedir. Daha karmaşık karar ağacı algoritmaları ile yanlılık azaltılabilse bilse bile aşırı uyumlama problemi sebebiyle varyans artmaktadır. Aşırı uyumlama, bir modelin belirli bir veri setine aşırı uyumlu olarak eğitilmesi ve farklı veri setlerini sınıflandırmada başarısız olma durumudur. Gruplama yöntemleri bu ikisi arasındaki en iyi dengeyi sağlamaya çalışır.

4.2.2.1 Çok modellenli rastgele örnekleme (bootstrap aggregating, bagging)

Çok modellenli rastgele örnekleme algoritması (bagging) aynı veri setinin farklı örnekleri kullanılarak modellenen iki veya daha fazla sınıflandırma algoritmasının çıkışlarını birleştirerek öngörü varyansını azaltmayı amaçlar. Böylece aşırı uyumluluk problemini de çözer.



Şekil 4.7 : Çok modellenli rastgele örnekleme, bagging.

Şekil 4.7’de çok modellenli rastgele örnekleme algoritmasının yapısı verilmiştir. Bu algoritma iki aşamada çalışır. Birinci aşamada orijinal veri dizisinde rastgele örnekler seçilir. Her örnek seçmede seçilen örnekler orijinal veri dizisinde yerine koyulur. Bu yerine koyarak örnek seçme işlemine rastgele örnekleme adı verilmektedir. İkinci

aşamada, bu rastgele örneklerden oluşan alt diziler ile, karar ağacı algoritmaları kullanılarak paralel bir şekilde sınıflandırma yapılır. Her bir sınıflandırıcı daha az ve farklı örneklerle eğitildiğinden zayıf sınıflandırıcılardır. Bu zayıf sınıflandırıcıların kararları çoğunluk oyu gibi oylama yöntemleri kullanılarak birleştirilir ve çıkışta tek bir karar verilir. Çok modellenli rastgele örnekleme algoritması ardışık olmayan ve bütün veri özelliklerini kullanan bir gruplama yöntemidir.

4.2.2.2 Karar ağaçları ormanı (random forest)

Karar ağaçları ormanı [121] hem sınıflandırmada hem de bağlanım görevlerinde kullanılabilen bir makine öğrenmesi algoritmasıdır. Zayıf modelleri birleştirerek daha güçlü modeller oluşturan bir gruplama yöntemi olarak bilinir. Karar ağaçları ormanı çok büyük miktarda yüksek boyutlu verileri işleyebilir. Karar ağaçları ormanı ayrıca etiketlenmemiş veri ile de çalışabilmektedir. Böylece gözetimsiz öğrenme algoritması olarak da kullanılabilir.

Karar ağaçları ormanı bir çok modellenli rastgele örnekleme algoritmasıdır. Klasik çok modellenli rastgele örnekleme algoritmasında her bir sınıflandırma modeli için bütün özellikleri kullanırken, karar ağaçları ormanı algoritması her bir sınıflandırıcı için $\sqrt{d}$ kadar özellik kullanır. Burada d özellik sayısını göstermektedir. Her bir sınıflandırıcı çıkışı çoğunluk oyu yöntemi ile birleştirilerek karar verilir.

4.2.2.3 Uyarlamalı takviyeli sınıflandırma (adaptive boosting)

Uyarlamalı takviyeli sınıflandırma algoritması bir gruplama yöntemi olarak [122]'de önerilmiştir. Bu yöntemde, karar ağaçlarından oluşan zayıf sınıflandırıcılar ardışık olarak kullanılır ve her bir öngörü turunda yanlış öngörüye sebep olan örneklerle büyük ağırlıklar atanarak hata minimize edilir. Böylece algoritma önceki hataları da öğrenir. Her bir sınıflandırıcıda sadece bir düğüm ve iki dal bulunur. Yani her sınıflandırıcı sadece bir özelliğe göre karar vermektedir. Ayrıca karar ağaçları ormanında her bir sınıflandırıcının oy ağırlığı aynı iken, uyarlamalı takviyeli sınıflandırma algoritmasında her sınıflandırıcının oy ağırlığı farklıdır. Bununla birlikte, uyarlamalı

takviyeli sınıflandırmada sınıflandırıcıların sıralaması da önemlidir. Algoritma ağırlıklı çoğunluk oyu ile çıkış öngörüsüne karar verir.

4.2.3 Bilgisayar benzetimleri

Bu bölümde, tezde önerilen yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sisteminde vericiden gönderilen molekül sayısı, bit süresi ve uzaklığa göre bit hata oranı performanslarını gösteren bilgisayar benzetimi sonuçları verilmiştir. Eğitim ve test dizisi, değişen molekül sayısı, bit süresi ve uzaklık parametrelerine göre difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sisteminin ayrık zaman eş değer gerçek kanal modeli kullanılarak bilgisayar benzetimi ile elde edilmiştir. Sistem modeli noktasal verici, küresel yok edici alıcı ve sonsuz akışkan ortamdan oluşmaktadır. Ortamda vericiden gönderilen moleküller dışında moleküllerin bulunmadığı, bilgi moleküllerinin haberleşme süresince kimyasal reaksiyona uğramadığı ve ortamda akışın olmadığı varsayılmıştır. Sistem modelinde aç-kapa anahtarlama (OOK) modülasyon kullanılmaktadır. Difüzyon tabanlı haberleşme kanalının sistem parametreleri Çizelge 4.6'da verilmiştir.

Çizelge 4.6 : Difüzyon tabanlı moleküler haberleşme kanalı parametreleri.

Parametre	Değer
Difüzyon katsayısı	$D = 79.4 \mu m^2/s$
Alıcının yarıçapı	$r_{rx} = 4.5 \mu m$
Alıcı ve verici arasındaki uzaklık	$d = 6 \mu m$
Bit süresi	$T_b = 0.5s$
Vericiden gönderilen sembol sayısı	$n_{sym} = 50000$
Etkin kanal hafızası	$L + 1 = 1000$
Azaltılmış etkin kanal hafızası	$L_r + 1 = 10$
Bir sembol için vericiden gönderilen molekül sayısı	$N = 10 : 40 : 500$

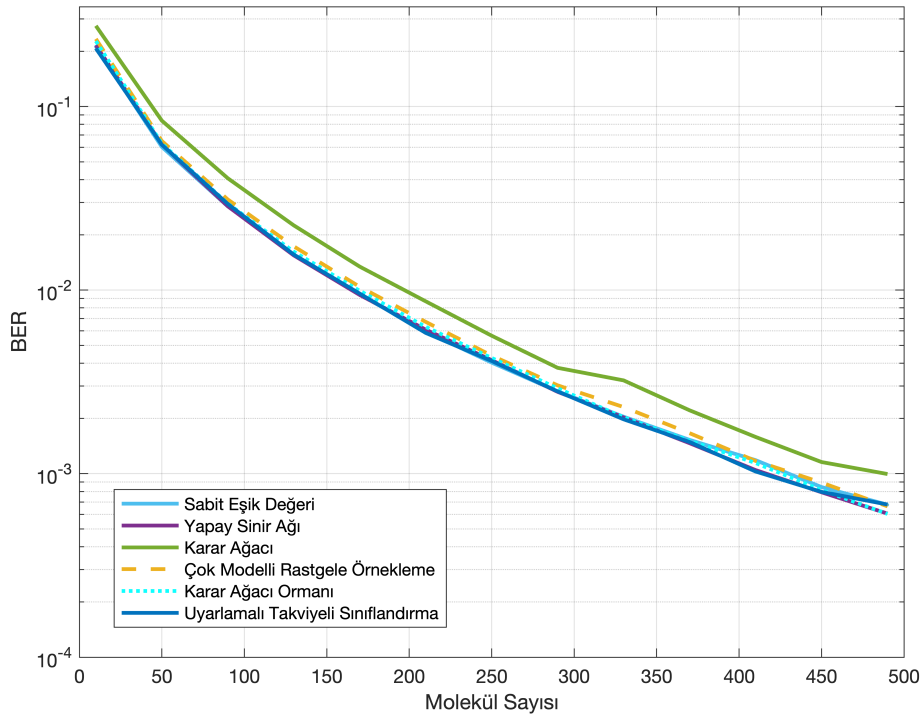
Önerilen yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri, [120]'de difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi için eşik tabanlı alıcı kestirim yöntemi olarak önerilen ileri beslemeli tam bağlantılı yapay sinir ağı ile bit hata oranı performansı yönünden karşılaştırılmıştır. [120]'de önerilen yapay sinir ağının parametreleri Çizelge 4.7'de verilmiştir.

Ayrıca bu tezde önerilen makine öğrenmesi algoritmaları temelde eşik değeri tabanlı kestirim yöntemleri olduğu için sabit eşik değeri alıcı kestirim yöntemi ile de bit

Çizelge 4.7 : İleri beslemeli ANN parametreleri.

Parametre	Değer
Eğitim fonksiyonu	Levenberg-Marquart
Aktivasyon fonksiyonu	Hiperbolik tanjant sigmoit
Gizli katman sayısı	10
Her bir katmandaki yapay sinir sayısı	5
Öğrenme oranı	0.01
Eğitim dönem (epoch) sayısı	200
Eğitim dizisi uzunluğu	50000
Test dizisi uzunluğu	50000
Her bir eğitim yığındaki dizinin uzunluğu	1000

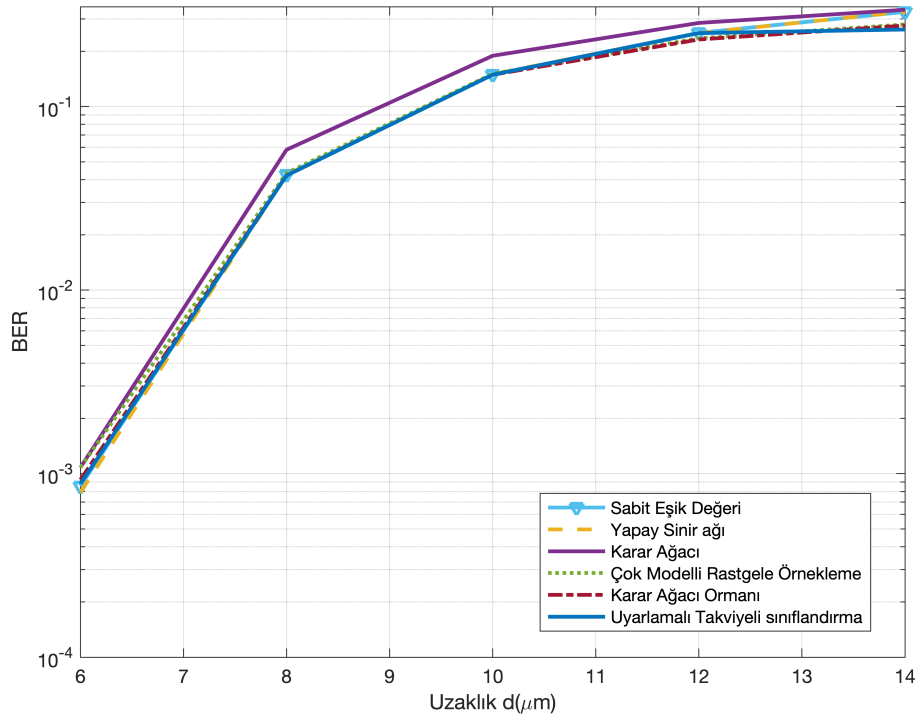
hata oranı performansı yönünden karşılaştırılmıştır. Sabit eşik değeri alıcı kestirim yönteminde kullanılan eşik değeri BER'i minimize eden kapsamlı arama yöntemi ile elde edilmiştir [101]. Yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinde öğrenme süreci çevirim dışı olarak yapılmıştır. Bu sebeple, öğrenme sürecinin hesaplama karmaşıklığı kestirim sürecinin hesaplama karmaşıklığını etkilememektedir.



Şekil 4.8 : Vericiden gönderilen molekül sayısına göre yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin BER grafiği.

Şekil 4.8'de molekül sayısına göre bit hata oranı performansı verilmektedir. Molekül sayısı arttıkça alıcı kestirim yöntemlerinin BER performanslarının arttığı

gözlemlenmektedir. Tek bir karar ağacı kullanıldığı durumda, sabit eşik değeri alıcı kestirim yönteminin karar ağacı algoritmasından daha iyi BER performansına sahip olduğu görülmektedir. Öte yandan, çok modellenli rastgele örnekleme, karar ağacı ormanı ve uyarlamalı takviyeli sınıflandırma gibi gruplama yöntemleri kullanıldığında, BER performansının arttığı ve sabit eşik değeri ve [120]'de önerilen yapay sinir ağları ile bu tezde önerilen çok modellenli rastgele örnekleme, karar ağacı ormanı ve uyarlamalı takviyeli sınıflandırma makine öğrenme algoritmalarının benzer bit hata oranı performansına sahip olduğu görülmektedir.

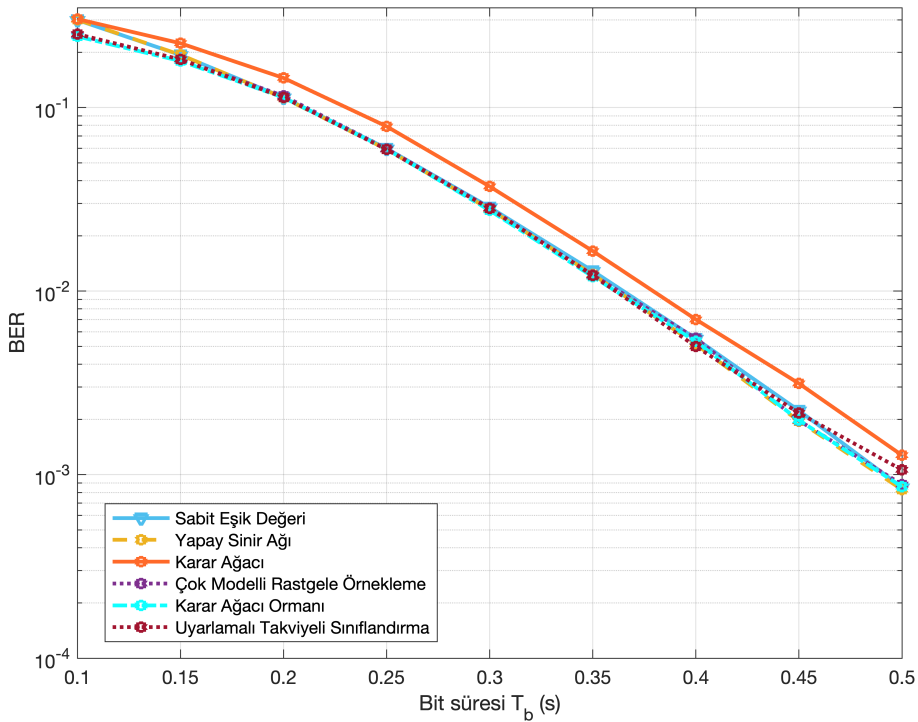


Şekil 4.9 : Alıcı ve verici arasındaki uzaklığa göre yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin BER grafiği.

Şekil 4.9'da noktasal verici ve yok edici alıcının dış çeperi arasındaki uzaklığa göre bit hata oranı performansı verilmektedir. Burada yapılan bilgisayar benzetiminde, vericiden gönderilen molekül sayısı $N = 450$ olarak alınmıştır. Uzaklık $d = 6 - 14 \mu m$ arasında değişmektedir. Diğer sistem parametreleri Çizelge 4.6'da verilenler ile aynıdır. [120]'de önerilen ANN derin öğrenme algoritmasının parametreleri Çizelge 4.7'de verilmiştir. Şekil 4.9'dan, alıcı ve verici arasındaki uzaklık arttıkça, kanalın dürtü yanıtı daha dağınıklı olmaktadır. Bu yüzden, sembol süresi ve difüzyon katsayısı gibi diğer parametrelerin sabit olduğu durumda, uzaklık arttıkça semboller

arası girişim artar. Bundan dolayı, alıcı kestirim yöntemleri daha düşük uzaklıklarda daha iyi BER performansı göstermektedir.

Şekil 4.9’da, karar ağacı algoritmasının diğer yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemlerine göre daha düşük BER performansına sahip olduğu görülmektedir. Öte yandan, çok modellenli rastgele örnekleme, karar ağacı ormanı ve uyarlamalı takviyeli sınıflandırma gruplama yöntemlerinin eşik değeri ve ANN tabanlı alıcı kestirim yöntemleri ile benzer bir BER performansına sahip olduğu görülmektedir.



Şekil 4.10 : Bit süresine göre yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin BER grafiği.

Şekil 4.10’da bit süresine göre, yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemlerinin BER performansı verilmiştir. Burada yapılan bilgisayar benzetiminde, vericiden gönderilen molekül sayısı $N = 450$ olarak alınmıştır. Bit süresi $T_b = 0.1 - 0.5s$ arasında değişmektedir. Diğer sistem parametreleri Çizelge 4.6’da verilenler ile aynıdır. [120]’de önerilen ANN derin öğrenme algoritmasının parametreleri Çizelge 4.7’de verilmiştir.

Bit süresini arttırmak semboller arası girişimi azaltır. Alıcı kestirim yöntemlerinin BER performansları, bit süresi arttırıldıkça artmaktadır. Karar ağacı algoritması

sabit eşik değeri ve yapay sinir ağı alıcı kestirim yöntemlerinden daha kötü BER performansına sahipken, çok modellenli rastgele örnekleme, karar ağacı ormanı ve uyarlamalı takviyeli sınıflandırma yöntemleri sabit eşik değeri ve yapay sinir ağından daha iyi BER performansına sahip olduğu görülmektedir.





5. SONUÇ

Bu tezde, difüzyon tabanlı moleküler haberleşme için model tabanlı ve yapay zeka tabanlı alıcı kestirim yöntemleri önerilmiştir. Model tabanlı alıcı kestirim yöntemleri ayrık zaman eş değer Gauss yaklaşımı kanal modeli kullanılarak tasarlanmıştır. Bilgisayar benzetimleri difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sisteminin ayrık zaman eş değer gerçek kanal modeli kullanılarak yapılmıştır.

Viterbi algoritması, olabilirlik fonksiyonunu maksimize ederek vericiden gönderilen bilgi dizisine karar verir. Viterbi algoritmasının hesaplama karmaşıklığı moleküler haberleşme sistemin etkin kanal hafızası L ile üstel olarak artmaktadır. [101] ve [20]'de ML alıcı kestirim yöntemi için Viterbi algoritması önerilmiştir. Burada kanalın etkin kanal hafızasının Viterbi algoritması hesaplama karmaşıklığı açısından uygulanabilir olacak kadar küçük olduğu kabul edilmektedir. Öte yandan, teorik olarak sonsuz olan L 'nin pratikte $F_{hit}(LT_b)/F_{hit}(\infty) \leq 1 - \varepsilon$ olacak şekilde, yani enerjinin büyük çoğunluğunu kapsayacak şekilde sonlu kabul edilmesi uygun bir yaklaşımdır. Bu durumda, Viterbi algoritmasında kullanılabilecek sınırlı durum sayısı 2^{L+1} 'den oldukça düşük olması gerekmektedir. Bu sebeple, Viterbi algoritmasında azaltılmış kanal hafızası $L_r \ll L$ kullanılması ve gözlemlenen işaretle, Viterbi algoritmasında göz ardı edilen arta kalan terimler $\sum_{l=L_r+1}^L x[k-l]h_l$ 'nin de ML metriklerinde hesaba katılması gerekmektedir.

Bu tezde, [20,101]'de önerilen en büyük olabilirlik dizi alıcı kestirim yöntemi, göz ardı edilen ISI terimlerinin oluşturduğu DC yanlılık hesaba katılarak Viterbi algoritmalarının metrikleri BER performansını arttıracak şekilde değiştirilmiştir. Viterbi algoritması önerilen alıcı kestirim yöntemlerinin BER performansları için temel ölçüt olarak kullanılmıştır.

Klasik Viterbi algoritmasının hesaplama karmaşıklığının değiştirilmiş Viterbi algoritması ile aynı olduğu gösterilmiştir. Öte yandan, değiştirilmiş Viterbi algoritmasının

literatürde daha önce önerilen Viterbi algoritmasına göre daha iyi bir BER performansına sahip olduğu görülmüştür.

Sonlu dürtü cevaplı (finite impulse response, FIR) Wiener filtresi, işaret işleme ve haberleşmede oldukça sık kullanılan filtredir. Wiener filtrenin hesaplama karmaşıklığı oldukça düşüktür. Bu yüzden moleküler haberleşme için uygun bir alıcı kestirim yöntemidir. Wiener filtrenin katsayıları sadece bir kez hesaplanır ve sezme ve kestirme süreci boyunca kullanılır. Durağan Gauss işaretler için minimum hata varyansı açısından optimum filtredir. Gauss olmayan işaretler için ise en az kareler hatası açısından hala en iyi lineer filtredir. Dahası, zamanla değişmeyen moleküler haberleşmede tek değişen parametre gözlem gürültüsünün varyansıdır. Gözlem gürültüsünün varyansı, önceki sembol sürelerinde gönderilen işaretin ağırlıklı ortalamasıdır. Böylece varyansın değerindeki değişim azdır. Bu sebeple, gözlem gürültüsünün varyans değeri, bu varyansın istatistiksel ortalaması ile değiştirilmiş ve Wiener filtre moleküler haberleşme kanalı için alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiş ve bit hata oranı performansı test edilmiştir.

Wiener filtre, uyarlamalı eşik değeri kestirim yöntemi (ATD)'den daha iyi BER performansı gösterirken, belirli koşullar altında FTD ile benzer BER performansına sahip olduğu görülmüştür. Wiener filtrenin daha düşük hesaplama karmaşıklığı ile MMSE kestirim yönteminden daha iyi bir BER performansına sahip olduğu gösterilmiştir. Dahası, belirli bir bit süresi için sadece iki uzunluklu FIR Wiener filtre yeterli bir BER performansı göstermiştir.

Kalman filtre haberleşme ve işaret işlemede çokça kullanılan bir filtredir. Kalman ve Wiener filtreler ortalama kareler hatasını minimize eden MMSE kestirim yöntemleridir. Wiener filtreye ek olarak, Kalman filtre durağan olmayan işaretlerde de kullanılabilir. Genişletilmiş Kalman filtre lineer olmayan gözlem işaretlerinin de üstesinden gelmektedir. Literatürde ilk kez bu tezde Kalman filtre moleküler haberleşme sistemleri için alıcı kestirim yöntemi olarak önerilmiştir. [20]'de önerilen MMSE alıcı kestirim yöntemi Wiener ve Kalman filtrelerinin BER performansları için temel ölçüt olarak kullanılmıştır.

Öte yandan, genişletilmiş Kalman filtre, ortalama kare hatasını minimize eden diğer alıcı kestirim yöntemleri MMSE ve Wiener filtreden daha iyi BER performansı göstermiştir. Hesaplama karmaşıklığı Viterbi algoritmasına göre daha düşük olan genişletilmiş Kalman filtrenin, alıcı ve verici arasındaki uzaklık azalırken yada vericiden gönderilen molekül sayısı yüksekken Viterbi algoritmasından daha iyi BER performansı gösterdiği gözlemlenmiştir. Dahası, genişletilmiş Kalman filtre Viterbi algoritmasından daha az durum sayısına sahipken bile, Viterbi algoritmasından daha iyi BER performansına sahip olduğu görülmüştür. Sonuç olarak, lineer hesaplama karmaşıklığına sahip Wiener filtre ve karesel karmaşıklığa sahip Kalman filtre moleküler haberleşme için yüksek BER performansı gösteren alıcı kestirim yöntemleri olarak önerilmiştir. Önerilen alıcı kestirim yöntemlerinin BER performansları ayrıca [101]'de önerilen ATD ve FTD yöntemleri ile karşılaştırılmıştır.

Karar ağacı, çok modelli rastgele örnekleme, karar ağacı ormanı ve uyarlamalı takviyeli sınıflandırma makine öğrenmesi algoritmaları difüzyon tabanlı moleküler haberleşme sistemi için önerilmiş ve BER performansları literatürde önerilen sabit eşik kestirim yöntemi ve ileri beslemeli tam bağlantılı yapay sinir ağı alıcı kestirim yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Tek bir karar ağacı kullanıldığı zaman yapay sinir ağı ve sabit eşik değeri kestirim yöntemlerinin karar ağacı algoritmasından daha iyi BER performansına sahip olduğu görülmüştür. Öte yandan, çok modelli rastgele örnekleme, karar ağacı ormanı ve uyarlamalı takviyeli sınıflandırma gruplama yöntemlerinin yapay sinir ağı ve sabit eşik değeri kestirim yöntemlerinden daha iyi BER performansına sahip olduğu görülmüştür.



KAYNAKLAR

- [1] **Luo, Y.** (2005). *Introduction to Nanotechnology Nanoelectronics*, ECE 18- 200, Eriřim: 30 Aralık, 2022, https://users.ece.cmu.edu/~jzhu/class/18200/F05/Lecture11_18200_05_Luo.pdf.
- [2] **Akyildiz, I.F. ve Jornet, J.M.** (2010). Electromagnetic wireless nanosensor networks, *Nano Communication Networks*, 1(1), 3–19.
- [3] **Atakan, B. ve Akan, O.B.** (2010). Carbon nanotube-based nanoscale ad hoc networks, *IEEE Communications Magazine*, 48(6), 129–135.
- [4] **B.Atakan** (2014). *Molecular Communications and Nanonetworks From Nature to Practical Systems*, Springer New York, NY.
- [5] **Akyildiz, I.F., Brunetti, F. ve Blázquez, C.** (2008). Nanonetworks: A new communication paradigm, *Computer Networks*, 52(12), 2260–2279.
- [6] **Nakano, T., Moore, M.J., Wei, F., Vasilakos, A.V. ve Shuai, J.** (2012). Molecular Communication and Networking: Opportunities and Challenges, *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 11(2), 135–148.
- [7] **Freitas R. A., J.** (2005). International journal of surgery (London, England), *Artif Life*, 243–246.
- [8] **Moritani, Y., Hiyama, S. ve Suda, T.** (2006). Molecular communication for health care applications, *Fourth Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOMW'06)*, s.549–553.
- [9] **Malak, D. ve Akan, O.** (2012). Molecular communication nanonetworks inside human body, *Nano Communication Networks*, 3, 19–35.
- [10] **Han, J., Fu, J. ve Schoch, R.B.** (2008). Molecular sieving using nanofilters: Past, present and future, *Lab Chip*, 8, 23–33.
- [11] **TS, R.** (1993). An evolutionary approach to synthetic biology: Zen and the art of creating life, *Artif Life*, 179–209.
- [12] **Tessier, D., Radu, I. ve Filteau, M.** (2005). Antimicrobial Fabrics Coated with Nano-Sized Silver Salt Crystals, *2005 NSTI Nanotechnology Conference and Trade Show - NSTI Nanotech 2005 Technical Proceedings*.

- [13] **Farsad, N., Yilmaz, H.B., Eckford, A., Chae, C.B. ve Guo, W.** (2016). A Comprehensive Survey of Recent Advancements in Molecular Communication, *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 18(3), 1887–1919.
- [14] **Noel, A., Makrakis, D. ve Hafid, A.** (2016). Channel Impulse Responses in Diffusive Molecular Communication with Spherical Transmitters, *arXiv*.
- [15] **Arjmandi, H., Ahmadzadeh, A., Schober, R. ve Nasiri Kenari, M.** (2016). Ion Channel Based Bio-Synthetic Modulator for Diffusive Molecular Communication, *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 15(5), 418–432.
- [16] **Meng, L.S., Yeh, P.C., Chen, K.C. ve Akyildiz, I.F.** (2014). On Receiver Design for Diffusion-Based Molecular Communication, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 62(22), 6032–6044.
- [17] **Mahfuz, M.U., Makrakis, D. ve Mouftah, H.T.** (2014). A Comprehensive Study of Sampling-Based Optimum Signal Detection in Concentration-Encoded Molecular Communication, *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 13(3), 208–222.
- [18] **Noel, A., Cheung, K.C. ve Schober, R.** (2013). Using dimensional analysis to assess scalability and accuracy in molecular communication, *2013 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC)*, s.818–823.
- [19] **Pierobon, M. ve Akyildiz, I.F.** (2010). A physical end-to-end model for molecular communication in nanonetworks, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 28(4), 602–611.
- [20] **Kilinc, D. ve Akan, O.B.** (2013). Receiver Design for Molecular Communication, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 31(12), 705–714.
- [21] **Guo, W., Asyhari, T., Farsad, N., Yilmaz, H.B., Li, B., Eckford, A. ve Chae, C.B.** (2016). Molecular communications: channel model and physical layer techniques, *IEEE Wireless Communications*, 23(4), 120–127.
- [22] **Noel, A., Cheung, K.C. ve Schober, R.** (2014). Diffusive molecular communication with disruptive flows, *2014 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, s.3600–3606.
- [23] **Jamali, V., Ahmadzadeh, A., Jardin, C., Sticht, H. ve Schober, R.** (2016). Channel Estimation for Diffusive Molecular Communications, *IEEE Transactions on Communications*, 64(10), 4238–4252.
- [24] **Wang, X., Higgins, M.D. ve Leeson, M.S.** (2015). Distance Estimation Schemes for Diffusion Based Molecular Communication Systems, *IEEE Communications Letters*, 19(3), 399–402.

- [25] **Arifler, D. ve Arifler, D.** (2017). Monte Carlo Analysis of Molecule Absorption Probabilities in Diffusion-Based Nanoscale Communication Systems with Multiple Receivers, *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 16(3), 157–165.
- [26] **Heren, A.C., Yilmaz, H.B., Chae, C.B. ve Tugcu, T.** (2015). Effect of Degradation in Molecular Communication: Impairment or Enhancement?, *IEEE Transactions on Molecular, Biological and Multi-Scale Communications*, 1(2), 217–229.
- [27] **Yilmaz, H.B., Heren, A.C., Tugcu, T. ve Chae, C.B.** (2014). Three-Dimensional Channel Characteristics for Molecular Communications With an Absorbing Receiver, *IEEE Communications Letters*, 18(6), 929–932.
- [28] **Akkaya, A., Yilmaz, H.B., Chae, C.B. ve Tugcu, T.** (2015). Effect of Receptor Density and Size on Signal Reception in Molecular Communication via Diffusion With an Absorbing Receiver, *IEEE Communications Letters*, 19(2), 155–158.
- [29] **Deng, Y., Noel, A., Guo, W., Nallanathan, A. ve El Kashlan, M.** (2017). Analyzing Large-Scale Multiuser Molecular Communication via 3-D Stochastic Geometry, *IEEE Transactions on Molecular, Biological and Multi-Scale Communications*, 3(2), 118–133.
- [30] **Zabini, F.** (2018). Spatially Distributed Molecular Communications: An Asynchronous Stochastic Model, *IEEE Communications Letters*, 22(7), 1326–1329.
- [31] **Ahmadzadeh, A., Arjmandi, H., Burkovski, A. ve Schober, R.** (2016). Comprehensive Reactive Receiver Modeling for Diffusive Molecular Communication Systems: Reversible Binding, Molecule Degradation, and Finite Number of Receptors, *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 15, 713–727.
- [32] **Deng, Y., Noel, A., El Kashlan, M., Nallanathan, A. ve Cheung, K.C.** (2015). Modeling and Simulation of Molecular Communication Systems With a Reversible Adsorption Receiver, *IEEE Transactions on Molecular, Biological and Multi-Scale Communications*, 1(4), 347–362.
- [33] **ShahMohammadian, H., Messier, G.G. ve Magierowski, S.** (2013). Modelling the reception process in diffusion-based molecular communication channels, *2013 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC)*, s.782–786.
- [34] **Pierobon, M. ve Akyildiz, I.F.** (2011). Noise Analysis in Ligand-Binding Reception for Molecular Communication in Nanonetworks, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(9), 4168–4182.
- [35] **Kuran, M., Yilmaz, H.B., Demirkol, I., Farsad, N. ve Goldsmith, A.** (2021). A Survey on Modulation Techniques in Molecular Communication via Diffusion, *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 23(1), 7–28.

- [36] **Mahfuz, M.U., Makrakis, D. ve Mouftah, H.T.** (2011). Characterization of intersymbol interference in concentration-encoded unicast molecular communication, *24th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering(CCECE)*, 000164–000168.
- [37] **Singhal, A., Mallik, R.K. ve Lall, B.** (2015). Performance Analysis of Amplitude Modulation Schemes for Diffusion-Based Molecular Communication, *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 14(10), 5681–5691.
- [38] **Singhal, A., Mallik, R.K. ve Lall, B.** (2014). Molecular communication with Brownian motion and a positive drift: performance analysis of amplitude modulation schemes, *IET Communications*, 8(14), 2413–2422.
- [39] **Einolghozati, A., Sardari, M., Beirami, A. ve Fekri, F.** (2011). Capacity of discrete molecular diffusion channels, *2011 IEEE International Symposium on Information Theory Proceedings*, s.723–727.
- [40] **Tepekule, B., Pusane, A.E., Yilmaz, H.B. ve Tugcu, T.** (2014). Energy efficient ISI mitigation for communication via diffusion, *2014 IEEE International Black Sea Conference on Communications and Networking (BlackSeaCom)*, s.33–37.
- [41] **Movahednasab, M., Soleimanifar, M., Gohari, A., Kenari, M.N. ve Mitra, U.** (2015). Adaptive molecule transmission rate for diffusion based molecular communication, *2015 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, s.1066–1071.
- [42] **Aminian, G., Mirmohseni, M., Nasiri Kenari, M. ve Fekri, F.** (2015). On the capacity of level and type modulations in Molecular communication with ligand receptors, *2015 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT)*, s.1951–1955.
- [43] **Farsad, N., Rose, C., Médard, M. ve Goldsmith, A.** (2017). Capacity of molecular channels with imperfect particle-intensity modulation and detection, *2017 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT)*, s.2468–2472.
- [44] **Kuran, M.S., Yilmaz, H.B., Tugcu, T. ve Akyildiz, I.F.** (2011). Modulation Techniques for Communication via Diffusion in Nanonetworks, *2011 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, s.1–5.
- [45] **Galmés, S. ve Atakan, B.** (2016). Performance Analysis of Diffusion-Based Molecular Communications With Memory, *IEEE Transactions on Communications*, 64(9), 3786–3793.
- [46] **Chen, X., Huang, Y., Yang, L.L. ve Wen, M.** (2020). Generalized Molecular-Shift Keying (GMoSK): Principles and Performance Analysis, *IEEE Transactions on Molecular, Biological and Multi-Scale Communications*, 6(3), 168–183.

- [47] **Kim, N.R. ve Chae, C.B.** (2013). Novel Modulation Techniques using Isomers as Messenger Molecules for Nano Communication Networks via Diffusion, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 31(12), 847–856.
- [48] **Arjmandi, H., Gohari, A., Kenari, M.N. ve Bateni, F.** (2013). Diffusion-Based Nanonetworking: A New Modulation Technique and Performance Analysis, *IEEE Communications Letters*, 17(4), 645–648.
- [49] **Pudasaini, S., Shin, S. ve Kwak, K.S.** (2014). Robust Modulation Technique for Diffusion-based Molecular Communication in Nanonetworks, *arXiv*.
- [50] **Eckford, A.W.** (2007). Nanoscale Communication with Brownian Motion, *2007 41st Annual Conference on Information Sciences and Systems*, s.160–165.
- [51] **Garralda, N., Llatser, I., Cabello, A., Alarcón, E. ve Pierobon, M.** (2011). Diffusion-based physical channel identification in molecular nanonetworks, *Nano Communication Networks*, 2, 196–204.
- [52] **Akdeniz, B., Pusane, A. ve Tugcu, T.** (2018). Position-based modulation in molecular communications, *Nano Communication Networks*, 16.
- [53] **Zare, A. ve Jamshidi, A.A.** (2019). Receiver design and performance analysis for pulse position modulation technique in diffusion-based molecular communication, *Nano Communication Networks*, 21, 100256.
- [54] **Murin, Y., Farsad, N., Chowdhury, M. ve Goldsmith, A.** (2018). Exploiting Diversity in One-Shot Molecular Timing Channels via Order Statistics, *IEEE Transactions on Molecular, Biological and Multi-Scale Communications*, 4(1), 14–26.
- [55] **Farsad, N., Murin, Y., Eckford, A. ve Goldsmith, A.** (2016). On the capacity of diffusion-based molecular timing channels, *2016 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT)*, s.1023–1027.
- [56] **Farsad, N., Murin, Y., Eckford, A.W. ve Goldsmith, A.** (2018). Capacity Limits of Diffusion-Based Molecular Timing Channels With Finite Particle Lifetime, *IEEE Transactions on Molecular, Biological and Multi-Scale Communications*, 4(2), 88–106.
- [57] **Hsieh, Y.P., Lee, Y.C., Shih, P.J., Yeh, P.C. ve Chen, K.C.** (2013). On the asynchronous information embedding for event-driven systems in molecular communications, *Nano Communication Networks*, 4, 2–13.
- [58] **Mahfuz, M.U., Makrakis, D. ve Mouftah, H.** (2010). Spatiotemporal distribution and modulation schemes for concentration-encoded medium-to-long range molecular communication, *2010 25th Biennial Symposium on Communications*, s.100–105.
- [59] **Yilmaz, H.B. ve Chae, C.B.** (2014). Simulation study of molecular communication systems with an absorbing receiver: Modulation and ISI mitigation techniques, *Simulation Modelling Practice and Theory*, 49, 136–150.

- [60] **Damrath, M., Korte, S. ve Hoeher, P.A.** (2017). Equivalent Discrete-Time Channel Modeling for Molecular Communication With Emphasize on an Absorbing Receiver, *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 16(1), 60–68.
- [61] **Koo, B.H., Lee, C., Yilmaz, H.B., Farsad, N., Eckford, A. ve Chae, C.B.** (2016). Molecular MIMO: From Theory to Prototype, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 34(3), 600–614.
- [62] **Meng, L.S., Yeh, P.C., Chen, K.C. ve Akyildiz, I.F.** (2012). MIMO communications based on molecular diffusion, *2012 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, s.5380–5385.
- [63] **Koo, B.H., Yilmaz, H.B., Chae, C.B. ve Eckford, A.** (2015). Detection algorithms for molecular MIMO, *2015 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, s.1122–1127.
- [64] **Damrath, M., Yilmaz, H.B., Chae, C.B. ve Hoeher, P.A.** (2018). Array Gain Analysis in Molecular MIMO Communications, *IEEE Access*, 6, 61091–61102.
- [65] **Gursoy, M.C., Basar, E., Pusane, A.E. ve Tugcu, T.** (2019). Index Modulation for Molecular Communication via Diffusion Systems, *IEEE Transactions on Communications*, 67(5), 3337–3350.
- [66] **Şükrü Kuran, M., Yilmaz, H.B., Tugcu, T. ve Özerman, B.** (2010). Energy model for communication via diffusion in nanonetworks, *Nano Communication Networks*, 1(2), 86–95.
- [67] **Kabir, M.H., Riazul Islam, S.M. ve Kwak*, K.S.** (2015). D-MoSK Modulation in Molecular Communications, *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 14(6), 680–683.
- [68] **Pudasaini, S., Shin, S. ve Kwak, K.S.** (2014). Run-length aware hybrid modulation scheme for diffusion-based molecular communication, *2014 14th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT)*, s.439–442.
- [69] **Tang, Y., Wen, M., Chen, X., Huang, Y. ve Yang, L.L.** (2020). Molecular Type Permutation Shift Keying for Molecular Communication, *IEEE Transactions on Molecular, Biological and Multi-Scale Communications*, 6(2), 160–164.
- [70] **Jamali, V., Ahmadzadeh, A., Wicke, W., Noel, A. ve Schober, R.** (2019). Channel Modeling for Diffusive Molecular Communication—A Tutorial Review, *Proceedings of the IEEE*, 107(7), 1256–1301.
- [71] **Cussler, E.L.** (2009). *Diffusion Mass Transfer in Fluid Systems*, Cambridge Series in Chemical Engineering.

- [72] **Felicetti, L., Femminella, M., Reali, G. ve Liò, P.** (2016). Applications of molecular communications to medicine: A survey, *Nano Communication Networks*, 7, 27–45.
- [73] **Bruus, H.** (2007). *Theoretical Microfluidics*, Oxford Univ. Press, 1. sürüm.
- [74] **Koike-Akino, T., Suzuki, J. ve Orlik, P.V.** (2017). Molecular Signaling Design Exploiting Cyclostationary Drift-Diffusion Fluid, *GLOBECOM 2017 - 2017 IEEE Global Communications Conference*, s.1–7.
- [75] **Wicke, W., Schwering, T., Ahmadzadeh, A., Jamali, V., Noel, A. ve Schober, R.** (2018). Modeling Duct Flow for Molecular Communication, *2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, s.206–212.
- [76] **Noel, A., Cheung, K.C. ve Schober, R.** (2014). Improving Receiver Performance of Diffusive Molecular Communication With Enzymes, *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 13(1), 31–43.
- [77] **Farsad, N., Pan, D. ve Goldsmith, A.** (2017). A Novel Experimental Platform for In-Vessel Multi-Chemical Molecular Communications, *GLOBECOM 2017 - 2017 IEEE Global Communications Conference*, s.1–6.
- [78] **Chang, R.** (2005). *Physical Chemistry for the Biosciences*, Univ. Science Books, Sausalito, CA, USA.
- [79] **Tro, N.J.** (2015). *Principles of Chemistry: A Molecular Approach.*, Pearson, London, U.K.
- [80] **Berg, H.C.** (1993). *Random Walks in Biology.*, Princeton Univ. Press, Princeton, NJ, USA.
- [81] **Andrews, S.S. ve Bray, D.** (2004). *Stochastic simulation of chemical reactions with spatial resolution and single molecule detail Phys. Biol.*, vol. 1, no. 3, pp. 137–151, Princeton Univ. Press, Princeton, NJ, USA.
- [82] **Debnath, L.** (N. Springer). *Nonlinear Partial Differential Equations for Scientists and Engineers*, N. Springer.
- [83] **Noel, A., Cheung, K.C. ve Schober, R.** (2014). A Unifying Model for External Noise Sources and ISI in Diffusive Molecular Communication, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 32(12), 2330–2343.
- [84] **B. D. O. Anderson, J.B.M.** (1979). *Optimal Filtering*, Prentice-Hall.
- [85] **Schulten, K. ve Kosztin, I.** (2000). *Lectures Theoretical Biophysics*. Champaign, IL, USA: Univ. of Illinois at Urbana-Champaign.
- [86] **Moore, M.J. ve Nakano, T.** (2013). Oscillation and Synchronization of Molecular Machines by the Diffusion of Inhibitory Molecules, *IEEE Transactions on Nanotechnology*, 12(4), 601–608.

- [87] **Felicetti, L., Femminella, M., Reali, G., Nakano, T. ve Vasilakos, A.V.** (2014). TCP-Like Molecular Communications, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 32(12), 2354–2367.
- [88] **Mahfuz, M.U., Makrakis, D. ve Mouftah, H.T.** (2010). On the characterization of binary concentration-encoded molecular communication in nanonetworks, *Nano Communication Networks*, 1(4), 289–300.
- [89] **Llatser, I., Cabellos-Aparicio, A., Pierobon, M. ve Alarcon, E.** (2013). Detection Techniques for Diffusion-based Molecular Communication, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 31(12), 726–734.
- [90] **A. Papoulis, S.U.P.** (2002). *Probability, Random Variables and Stochastic Processes*, McGraw Hill, 4 sürüm.
- [91] **ShahMohammadian, H., Messier, G.G. ve Magierowski, S.** (2012). Optimum receiver for molecule shift keying modulation in diffusion-based molecular communication channels, *Nano Communication Networks*, 3(3), 183–195.
- [92] **Hoehner, P.** (1992). A statistical discrete-time model for the WSSUS multipath channel, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 41(4), 461–468.
- [93] **Pierobon, M. ve Akyildiz, I.F.** (2011). Diffusion-Based Noise Analysis for Molecular Communication in Nanonetworks, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(6), 2532–2547.
- [94] **Mahfuz, M.U., Makrakis, D. ve Mouftah, H.T.** (2015). A Comprehensive Analysis of Strength-Based Optimum Signal Detection in Concentration-Encoded Molecular Communication With Spike Transmission, *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 14(1), 67–83.
- [95] **Noel, A., Cheung, K.C. ve Schober, R.** (2014). Optimal Receiver Design for Diffusive Molecular Communication With Flow and Additive Noise, *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 13(3), 350–362.
- [96] **Kuscu, M., Dinc, E., Bilgin, B.A., Ramezani, H. ve Akan, O.B.** (2019). Transmitter and Receiver Architectures for Molecular Communications: A Survey on Physical Design With Modulation, Coding, and Detection Techniques, *Proceedings of the IEEE*, 107(7), 1302–1341.
- [97] **Jamali, V., Ahmadzadeh, A. ve Schober, R.** (2017). On the Design of Matched Filters for Molecule Counting Receivers, *IEEE Communications Letters*, 21(8), 1711–1714.
- [98] **Shahbazi, A. ve Jamshidi, A.** (2018). Adaptive Weighted Signal Detection for Nanoscale Molecular Communications, *International Zurich Seminar on Information and Communication (IZS 2018)*, s.149 – 152.

- [99] **He, P., Mao, Y., Liu, Q. ve Yang, K.** (2015). Improving Reliability Performance of Diffusion-based Molecular Communication With Adaptive Threshold Variation Algorithm, *arXiv*.
- [100] **Alshammri, G.H., Alzaidi, M.S., Ahmed, W.K. ve Lawrence, V.B.** (2017). Low-complexity memory-assisted adaptive-threshold detection scheme for on-OFF-keying diffusion-based molecular communications, *2017 IEEE 38th Sarnoff Symposium*, s.1–6.
- [101] **Damrath, M. ve Hoeher, P.A.** (2016). Low-Complexity Adaptive Threshold Detection for Molecular Communication, *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 15(3), 200–208.
- [102] **Li, B., Sun, M., Wang*, S., Guo, W. ve Zhao, C.** (2016). Low-Complexity Noncoherent Signal Detection for Nanoscale Molecular Communications, *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 15(1), 3–10.
- [103] **Jamali, V., Farsad, N., Schober, R. ve Goldsmith, A.** (2018). Non-Coherent Detection for Diffusive Molecular Communication Systems, *IEEE Transactions on Communications*, 66(6), 2515–2531.
- [104] **Noel, A. ve Eckford, A.W.** (2017). Asynchronous peak detection for demodulation in molecular communication, *2017 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, s.1–6.
- [105] **Chang, G., Lin, L. ve Yan, H.** (2018). Adaptive Detection and ISI Mitigation for Mobile Molecular Communication, *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 17(1), 21–35.
- [106] **Ahmadzadeh, A., Jamali, V. ve Schober, R.** (2018). Stochastic Channel Modeling for Diffusive Mobile Molecular Communication Systems, *IEEE Transactions on Communications*, 66(12), 6205–6220.
- [107] **Murin, Y., Farsad, N., Chowdhury, M. ve Goldsmith, A.** (2017). Time-slotted transmission over molecular timing channels, *Nano Communication Networks*, 12, 12–24.
- [108] **Sklar, B.** (2003). How I learned to love the trellis, *IEEE Signal Processing Magazine*, 20(3), 87–102.
- [109] **Kavcic, A. ve Moura, J.** (2000). The Viterbi algorithm and Markov noise memory, *IEEE Transactions on Information Theory*, 46(1), 291–301.
- [110] **Proakis, J.G.** (2001). *Digital Communications*, McGraw-Hill, New York, 5 sürüm.
- [111] **A. V. Oppenheim, G.C.V.** (2016). *Signals, systems & inference*, Harlow: Pearson.
- [112] **Kohavi, R. ve Provost, F.** (1998). Glossary of terms. Machine Learning, *Special Issue on Applications of Machine Learning and the Knowledge Discovery Process. Machine Learning*, 30, 271–274.

- [113] **Ongsulee, P.** (2017). Artificial intelligence, machine learning and deep learning, *2017 15th International Conference on ICT and Knowledge Engineering (ICTKE)*, s.1–6.
- [114] **Deng, L. ve Yu, D.** (2014). Deep Learning: Methods and Applications, *Foundations and Trends® in Signal Processing*, 7(3–4), 197–387.
- [115] **Yilmaz, H.B., Lee, C., Cho, Y.J. ve Chae, C.B.** (2017). A machine learning approach to model the received signal in molecular communications, *2017 IEEE International Black Sea Conference on Communications and Networking (BlackSeaCom)*, s.1–5.
- [116] **Lee, C., Yilmaz, H.B., Chae, C.B., Farsad, N. ve Goldsmith, A.** (2017). Machine learning based channel modeling for molecular MIMO communications, *2017 IEEE 18th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*, s.1–5.
- [117] **Farsad, N. ve Goldsmith, A.** (2018). Sliding Bidirectional Recurrent Neural Networks for Sequence Detection in Communication Systems, *2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, s.2331–2335.
- [118] **Koo, B.H., Kim, H.J., Kwon, J.Y. ve Chae, C.B.** (2020). Deep Learning-based Human Implantable Nano Molecular Communications, *ICC 2020 - 2020 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, s.1–7.
- [119] **Sun, L. ve Wang, Y.** (2020). CTBRNN: A Novel Deep-Learning Based Signal Sequence Detector for Communications Systems, *IEEE Signal Processing Letters*, 27, 21–25.
- [120] **Qian, X., Di Renzo, M. ve Eckford, A.** (2019). Molecular Communications: Model-Based and Data-Driven Receiver Design and Optimization, *IEEE Access*, 7, 53555–53565.
- [121] **Breiman, L.** (2001). Random Forests, *Machine Learning*, 45, 5–32.
- [122] **Freund, Y. ve Schapire, R.E.** (1997). A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting, *European Conference on Computational Learning Theory*.

ÖZGEÇMİŞ

Adı SOYADI : Ergin ASLAN

ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2010, Mersin Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği
- **Y. Lisans** : 2016, İstanbul Teknik Üniversitesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği, Telekomünikasyon Mühendisliği Programı

MESLEKİ DENEYİMLER VE ÖDÜLLER:

- 2013-2022 yılları arasında İstanbul Teknik Üniversitesinde araştırma görevlisi olarak çalışmıştır.
- 2022'den beri CTech Bilişim A.Ş.'de haberleşme sistem tasarım mühendisi olarak çalışmaktadır.

DOKTORA TEZİNDEN TÜRETİLEN YAYINLAR, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- **Aslan E., Çelebi M.E., Pekergin F.** (2022). Wiener and Kalman Detection Methods for Molecular Communications. *IEEE Transactions on NanoBioscience*, vol. 21, no. 2, pp. 256-264, doi: 10.1109/TNB.2022.3146357.
- **Aslan E., Pekergin F., Çelebi M.E.** (2020). Receiver Detection Methods on Molecular Communications. *IEEE 28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, pp. 1-4, doi: 10.1109/SIU49456.2020.9302509.

DİĞER YAYINLAR, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- **Aslan E., Çelebi M.E.** (2016). A Low-Complexity Detector for Very Large MIMO, *2016 IEEE 83rd Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, pp. 1-5, doi: 10.1109/VTCSpring.2016.7504079.