

TOBB EKONOMİ VE TEKNOLOJİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**DERİN ÖĞRENME YOLUYLA AKILLI YANSITICI YÜZEYLERİN
FAZLARININ AYRIK OLARAK YAPILANDIRILMASI VE PİLOT YÜKÜ
AZALTILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Yasin Emre TOK

Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Tez Danışmanı: Dr. Ali Murat DEMİRTAŞ

MAYIS 2024

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, alıntı yapılan kaynaklara eksiksiz atıf yapıldığını, referansların tam olarak belirtildiğini ve ayrıca bu tezin TOBB ETÜ Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlandığını bildiririm.



Yasin Emre TOK



ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

DERİN ÖĞRENME YOLUYLA AKILLI YANSITICI YÜZEYLERİN FAZLARININ AYRIK OLARAK YAPILANDIRILMASI VE PILOT YÜKÜ AZALTILMASI

Yasin Emre TOK

TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Dr. Ali Murat DEMİRTAŞ

Tarih: Mayıs 2024

Haberleşme sistemleri, birinci nesil haberleşme olan 1G teknolojisinden beri gelişmektedir. Son zamanlarda ortaya çıkan teknolojilerle birlikte dünya üzerindeki veri trafiği artmıştır, artan veri trafiğiyle birlikte haberleşme sistemlerinin de gelişmesi gerekmiştir. Beşinci nesil haberleşme teknolojisiyle birlikte çoklu antene sahip baz istasyonları hayatımıza girmiştir. Yeni nesil baz istasyonlarıyla birlikte haberleşme sistemlerinin güç verimliliği, bant genişliği verimliliği artmıştır ve çok antene sahip baz istasyonlarıyla birlikte kullanılan bazı teknolojiler ortaya çıkmıştır. Altıncı nesil haberleşme sistemleri için anahtar tekniklerden birisi olarak öne çıkması beklenen teknoloji Akıllı Yansıtıcı Yüzeylerdir.

Akıllı Yansıtıcı Yüzeyler, haberleşme sistemlerinin enerji ve spektrum verimliliğini arttırmak için uygun maliyetli bir teknolojidir. Çok sayıda meta malzemenin kullanılmasıyla üretilen Akıllı Yansıtıcı Yüzeyler pasif elemanlardan oluşur ve bu elemanlar kendisine gelen sinyale bir faz kayması uygular. Elemanların ortak olarak optimizasyonu yapılırsa eleman sayısının karesiyle doğru orantılı olarak güç kazancı elde edilir. Akıllı Yansıtıcı Yüzeyler, getirdiği pek çok avantaja karşın mevcut haberleşme sistemlerine eklendiklerinde daha karmaşık bir sistem ortaya çıkar.

Bu tezde, Akıllı Yansıtıcı Yüzeylerin faz kaymalarının konfigürasyonu Derin Öğrenme kullanılarak yapılmıştır. Akıllı Yansıtıcı Yüzeyler pasif elemanlardan oluştuğu için geleneksel yöntemlerle kanal tahmini yapılması ve bu tahmini kullanarak fazların optimize edilmesi zorlayıcı bir görevdir. Ayrıca geleneksel tahmin ediciler kanal tahmini için çok sayıda pilot periyoduna ihtiyaç duyarlar. Bu tez kapsamında baz istasyonunda alınan pilot sinyaller kullanılarak bir Derin Öğrenme modeli eğitilmiştir, modelin eğitiminde baz istasyonu tarafından alınan pilot sinyaller kullanılır. Eğitilen bu model çıkış olarak optimum faz değerlerini verir ve daha az sayıda pilot sinyal kullanılarak eğitim tamamlanabilir. Ayrıca Akıllı Yansıtıcı Yüzeylerin faz kaymalarının sürekli değerler alması pratik uygulamaları zorlaştırır, bu tez kapsamında eğitilen model ayrık değerli faz kaymalarını çıktı olarak verir. Bu faz kayması değerleri elde edildikten sonra, baz istasyonundaki hüzmeye oluşturma vektörü de optimum faz kayması değerleri kullanılarak optimize edilir. Çalışma sonucunda Akıllı Yansıtıcı Yüzeylerin mevcut haberleşme sistemlerine sağladığı veri hızı katkısı incelenmiş, sürekli faz değerleri kullanılan durum ile ayrık faz değerleri kullanılan durumun performansı karşılaştırılmıştır. Çalışma sonunda ayrık değerli Akıllı Yansıtıcı Yüzeylerin kullanımının sürekli değerlere yakın sonuçlar verdiği gözlemlenmiş, mükemmel kanal durum bilgisi mevcutken elde edilen fazlar referans olarak kullanılmış, normalize ortalama kare hataları karşılaştırılmış ve sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: 6G, Akıllı yansıtıcı yüzeyler, Derin öğrenme, Enerji verimliliği, Kablosuz haberleşme, Milimetrik dalga haberleşmesi, Pasif bileşen, Optimizasyon, Spektral verimlilik.

ABSTRACT

Master of Science

OPTIMIZING INTELLIGENT REFLECTING SURFACES WITH DISCRETE PHASE SHIFTS AND PILOT OVERHEAD REDUCTION USING DEEP LEARNING

Yasin Emre TOK

TOBB University of Economics and Technology
Institute of Natural and Applied Sciences
Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Dr. Ali Murat DEMİRTAŞ

Date: May 2024

Communication systems have been evolving since the first generation of communication technology, 1G. With the emergence of recent technologies, data traffic worldwide has increased, necessitating further developments in communication systems. The fifth generation of communication technology introduced base stations equipped with multiple antennas, enhancing the power and bandwidth efficiency of communication systems and leading to the emergence of certain technologies used alongside these multi-antenna base stations. Intelligent Reflecting Surfaces are expected to be a key technology for sixth-generation communication systems.

Intelligent Reflecting Surfaces are a cost-effective technology that increases the energy and spectrum efficiency of communication systems. Made using numerous metamaterials, these surfaces consist of passive elements that apply a phase shift to the incoming signal. If these elements are optimized collectively, a power gain proportional to the square of the number of elements can be achieved. Despite their many advantages, when integrated into existing communication systems, IRS introduce a more complex system structure.

This thesis involves configuring the phase shifts of IRS using Deep Learning. Since IRS are made up of passive elements, traditional methods of channel estimation and

using this estimation to optimize phases pose challenging tasks. Moreover, traditional estimators require numerous pilot periods for channel estimation. In this study, a Deep Learning model was trained using pilot signals, and this trained model provides optimum phase values as outputs. Additionally, continuous phase shifts in practical applications make implementation difficult; thus, the model trained in this thesis provides discrete phase values. After these phase shift values are obtained, the beamforming vector at the base station is also optimized accordingly. The study examines the contribution of IRS to existing communication systems in terms of data speed, compares the performance loss relative to continuous conditions, and presents normalized mean square errors compared to the optimum scenario.

Keywords: 6G, Intelligent reflecting surfaces, Deep learning, Passive component, Optimization, Energy efficiency, Spectral efficiency, Wireless communication, Millimeter wave communication.

TEŞEKKÜR

Yüksek lisansım boyunca bana ayırdığı vakitte kıymetli tecrübelerinden faydalandığım ve beni yönlendiren tez danışmanım Dr. Ali Murat DEMİRTAŞ'a teşekkürlerimi sunarım. Eğitim sürecim boyunca değerli bilgilerini ve tavsiyelerini eksik etmeyen TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü öğretim üyelerine çok teşekkür ederim. Bu süreç boyunca beni her zaman destekleyen aileme ve yanımda bulunan arkadaşlarıma çok teşekkür ederim.





İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET	v
ABSTRACT	vii
TEŞEKKÜR	ix
İÇİNDEKİLER	xi
ŞEKİL LİSTESİ.....	xiii
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xiv
KISALTMALAR	xvii
SEMBOL LİSTESİ.....	xix
1. GİRİŞ	1
1.1 Kablosuz Haberleşmedeki Zorluklar ve Kullanılan Bazı Metotlar	4
1.1.1 Kanal yol kaybı	4
1.1.2 Kanal sönümlenmesi	6
1.1.3 Kanal kapasitesi	6
1.1.4 Çift yönlü zaman bölmeli iletim ve kanal karşılıklılığı	10
1.2 Akıllı Yansıtıcı Yüzeyler.....	11
1.2.1 AYY'nin özellikleri ve yapısı	11
1.2.2 AYY uygulama senaryoları	12
1.2.3 AYY kullanmanın avantajları ve dezavantajları	13
1.2.4 AYY kullanılan sistemlerde kanal karşılıklılığı özelliği.....	15
1.3 Kablosuz Spektrum ve Milimetrik Dalga Haberleşmesi.....	16
1.4 Tezin Amacı	17
2. MAKİNE ÖĞRENMESİ VE HABERLEŞME ALANINDA KULLANIMI .	19
2.1 Sinir Ağları	20
2.1.1 Evrimsel sinir ağları	21
2.2 Haberleşme Sistemlerinde Makine Öğrenmesi	22
2.2.1 AYY kullanılan sistemlerde makine öğrenmesi kullanımı	25
3. AYY DESTEKLİ HABERLEŞMENİN MATEMATİKSEL MODELİ.....	29
3.1 Sürekli Zamanlı Sinyal Modeli	31
3.2 Ayırık Zamanlı Eşdeğer Sistem Modeli	32
4. AYY FAZLARININ SÜREKLİ VE AYRIK DEĞERLERLE	
ENİYİLEMESİ.....	35
4.1 Sürekli Değerli AYY Elemanlarının Fazlarının Eniyilenmesi.....	36
4.1.1 Tek kullanıcıli sistemde eniyileme algoritmaları	38
4.2 Ayırık Değerli AYY Elemanlarının Fazlarının Eniyilenmesi	41
5. SİSTEM MODELİ VE DERİN ÖĞRENME MİMARİSİ	43
5.1 AYY Faz Kayması Değerlerinin Sürekli Çözümü	46
5.2 AYY Faz Kayması Değerlerinin Ayırık Çözümü	47
5.3 Derin Öğrenme Yardımıyla Fazların Ayarlanması	48
6. SAYISAL SONUÇLAR.....	51
7. SONUÇ.....	55
KAYNAKLAR	57
ÖZGEÇMİŞ.....	63



ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 1.1: Hücresel haberleşme sistemlerinin kıyaslanması .	2
Şekil 1.2: Ericsson yıllara göre veri trafiği tahmini	3
Şekil 1.3: Yol kaybı mesafe değişimi.	6
Şekil 1.4: Paket büyüklüğü hata oranı değişimi	7
Şekil 1.5: $B = 10$ MHz, $\beta N_0 = 106$ Hz/W için kapasitenin güce bağlı davranışı.	8
Şekil 1.6: Vericide çoklu anten olduğunda kanal modeli.	9
Şekil 1.7: Akıllı Yansıtıcı Yüzeyin yapısı .	12
Şekil 1.8: Akıllı Yansıtıcı Yüzey iç mekân uygulama örneği	13
Şekil 1.9: AYY destekli TDD haberleşme sistemi	15
Şekil 1.10: Kanal karşılıklılığı ölçümü için kullanılan AYY	16
Şekil 1.11: 3MHz-3GHz arası Kablosuz spektrum ve uygulamaları.	16
Şekil 2.1: M giriş, N çıkışlı DNN yapısı	21
Şekil 2.2: Evrimsel sinir ağlarında evrim işlemi	22
Şekil 2.3: Evrimsel sinir ağı kullanarak nesne tanıma	22
Şekil 2.4: MIMO sistemde sembol kestirimi için kullanılan model .	24
Şekil 2.5: Haberleşme sisteminin uçtan uca oto kodlayıcı tasarımı	25
Şekil 2.6: Pekiştirmeli öğrenme kullanarak hüzme oluşturma güncellemesi	28
Şekil 2.7: AYY destekli haberleşmede denetimli öğrenme	28
Şekil 3.1: Akıllı Yansıtıcı Yüzeyin yapısı .	29
Şekil 3.2: AYY elemanlarının frekansa göre faz ve genlik cevabı	31
Şekil 3.3: AYY kullanılarak kullanıcıya sinyali yönlendirme	33
Şekil 4.1: AYY destekli, çok kullanıcılı haberleşme sistemi	36
Şekil 5.1: Çok antenli baz istasyonu ve tek antenli kullanıcı arasındaki AYY destekli haberleşme	43
Şekil 5.2: Ayrık Fourier dönüşüm matrisi.	46
Şekil 6.1: Aşağı yönlü spektral verimlilik.	52
Şekil 6.2: $T = 80$ seçildiğinde aşağı yönlü spektral verimlilik.	53
Şekil 6.3: $T = 101$ iken pilot sinyal gücü-NMSE kıyaslanması.	54



ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 2.1: AYY destekli haberleşmede makine öğrenmesi.....	26
Çizelge 4.1: AYY ve diğer teknolojilerin kıyaslanması.	35
Çizelge 5.1: DSA modelinin mimarisi	49





KISALTMALAR

1G	: 1. Nesil Mobil İletişim
2G	: 2. Nesil Mobil İletişim
3G	: 3. Nesil Mobil İletişim
4G	: 4. Nesil Mobil İletişim
5G	: 5. Nesil Mobil İletişim
6G	: 6. Nesil Mobil İletişim
AYY	: Akıllı Yansıtıcı Yüzey
BER:	: Bit Hata Oranı
BB	: Taban bandı (baseband)
BS	: Baz istasyonu
dB	: Desibel
dBm	: Desibel miliwatt
DÖ	: Derin Öğrenme
DSA	: Derin Sinir Ağı
DPÖ	: Derin Pekiştirmeli Öğrenme
EB	: Exabyte
ESA	: Evrimsel Sinir Ağı
EKK	: En Küçük Kareler
FDD	: Çift Yönlü Frekans Bölmeli İletim
FD	: Tam Çift Yönlü
FSPL	: Serbest Uzay Yol Kaybı
FD	: Yarım Çift Yönlü
GHz	: Gigahertz
Kbps	: Saniye başı kilo bit
KHz	: Kilohertz
LoS	: Görüş Açısı
Mbps	: Saniye başı kilo bit
MIMO	: Çoklu Giriş Çoklu Çıkış
MHz	: Megahertz
MRC	: Maksimum Oranlı Birleştirme
MRT	: Maksimum Oranlı İletim
MSE	: Minimum Kare Hata
NB	: Narrowband
NMSE	: Normalize Minimum Kare Hata
PB	: Bant Geçiren (passband)
PEC	: Mükemmel İletken
PL	: Yol Kaybı
PÖ	: Pekiştirmeli Öğrenme
SDR	: Yarı Belirgin Gevşetme
SINR	: Sinyal Girişim Gürültü Oranı
SNR	: Sinyal Gürültü Oranı
RF	: Radyo Frekansı
TDD	: Çift Yönlü Zaman Bölmeli İletim
THz	: Terahertz



SEMBOL LİSTESİ

Bu çalışmada kullanılmış olan simgeler açıklamalarıyla birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler	Açıklama
$\mathbf{a}_{BS}(\phi_{BS}, \theta_{BS})$	Baz istasyonu dizi tepki vektörü
$\mathbf{a}_{IRS}(\phi_{IRS}, \theta_{IRS})$	AYY dizi tepki vektörü
A	AYY elemanı alanı
cm	Santimetre
d_0	Yol kaybı referans mesafesi
d_{br}	Baz istasyonu AYY arası mesafe
d_{ru}	Kullanıcı AYY arası mesafe
d_{bu}	Kullanıcı baz istasyonu arası mesafe
d_r	Anten aralık parametresi
d_h	AYY aralık parametresi
f	Frekans
f_c	Taşıyıcı sinyal frekansı
$\mathbf{h}_d$	BS kullanıcı arası kanal
$\mathbf{h}_{ru}$	AYY kullanıcı arası kanal
$\mathbf{H}_{br}$	BS AYY arası kanal
j	Karmaşık birim
m	Metre
nm	Nanometre
mm	Milimetre
M	Baz istasyonu anten sayısı
N	AYY eleman sayısı
N_v	AYY'deki dikey eleman sayısı
N_H	AYY'deki yatay eleman sayısı
T	Pilot sinyal periyodu
β_0	Referans yol kaybı
β_{bu}	Baz istasyonu kullanıcı yol kaybı
β_{ru}	Kullanıcı AYY yol kaybı
β_{br}	Baz istasyonu AYY yol kaybı
λ	Dalga boyu
λ_c	Taşıyıcı dalganın dalga boyu
π	Pi sayısı
Θ	AYY faz konfigürasyonu
θ_n	n. elemanın faz kayması
θ_{BS}	Baz istasyonu yükseliş açısı
θ_{IRS}	AYY yükseliş açısı
ϕ_{BS}	Baz istasyonu azimuth açısı
ϕ_{IRS}	AYY azimuth açısı



1. GİRİŞ

Elektromanyetik dalgaların ilk iletimi, 1880’li yılların sonunda Heinrich Hertz tarafından gerçekleştirilmiştir [1]. 1900 yılında, Reginald Fessenden radyo dalgalarını kullanarak ses sinyali ileten ilk kişi olmuştur [1,2]. Radyo sistemleri transistörün icadından önce analog sinyaller iletecek şekilde tasarlanmıştır, modern radyo sistemlerinde ise bir bit dizisinin sayısal kiplenmesi ile sayısal sinyaller iletilmektedir. Bir dijital radyo, bit dizisini paketler halinde gruplayarak da iletebilir, bu şekilde iletim yapan radyolara paket radyo denir. Paket radyonun sağladığı özellikler sayesinde 1980’li yıllarda paket radyoya dayalı bazı haberleşme ağları kurulmuştur, bu yıllarda dosya transferi ve e-mail gibi bazı uygulamalar paket radyo temel alınarak servise sunulmuştur, bu sıralar 20 Kbps veri hızına erişilmiştir. Yine 1980’li yıllarda hücresel haberleşme sistemleri, başka bir başarılı kablosuz haberleşme teknolojisi olarak yaygın bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır. Amerika Birleşik Devletleri’nde ilk birinci nesil (1G) hücresel haberleşme sistemi 1983 yılında ileri mobil telefon sistemi (advanced mobile phone system) adıyla kurulmuştur [3]. Hücresel haberleşme sistemleri daha çok şehirde kullanılmaya başlandıkça, 1G haberleşme sistemleri kapasite ve performans verimliliği açısından talepleri karşılamakta zorlanmıştır. Bu nedenle sayısal-hücresel teknolojinin geliştirilmesi gerekmiştir, bu gelişimle birlikte 1980’li yılların sonlarına doğru ikinci nesil (2G) hücresel haberleşme ortaya çıkmıştır. 2G hücresel haberleşme teknolojisi, ses iletiminin yanında düşük hızda veri iletimi de yapabilmekteydi, kısa mesaj gönderimi veri iletimine örnek olarak verilebilir. 2G teknolojisinin farklı ülkelerde farklı standartlara sahip olması, küresel çapta bazı gelişmelere engel olmuştur. Hem bu sebepten hem de performans iyileştirmeleri için üçüncü nesil (3G) hücresel haberleşme sistemleri geliştirilmiştir. 3G sistemleriyle birlikte uluslararası standart uyumsuzluğu ortadan kalkmıştır. 2000’li yılların başlarında altyapısı kurulan ve yerleştirilen 3G sistemleri, 2G sistemlerinden çok daha fazla veri hızına sahipti. 3G sistemlerinin özellikleri sayesinde cep telefonları ses iletiminden daha çok kablosuz veri iletimi için kullanılmaya başlandı. Yüksek miktarda veri işleyebilir hale getirilen cep telefonları, 2000’li yıllarda 3G ağlarının kapasite sınırlarını zorlamaya başladı. 3G teknolojisinin veri hızının, o yıllarda yüksek hızlı veri iletimi için tercih edilen kablosuz bağlantıdan (Wi-Fi) düşük olması

nedeniyle, yeni nesil hücresel haberleşmenin geliştirilmesi gerekmiştir. Dördüncü nesil (4G) hücresel haberleşme 2010'lu yıllarda kullanılmaya başlanmıştır, 4G teknolojisi, 3G teknolojisine göre çok yüksek mobil veri hızı sağlamıştır. 4G hücresel haberleşmenin sağladığı veri hızı sayesinde daha kaliteli ses iletimi, yüksek çözünürlükte video iletimi, online oyunların oynanması ve büyük dosyaların indirilmesi kolaylaşmıştır. Dördüncü nesil haberleşme sistemi, üçüncü nesil haberleşme sistemine göre daha düşük gecikmeye sahiptir, spektrumu verimli kullanarak aynı anda daha çok kullanıcıya hizmet verir ve 3G teknolojisine göre enerjiyi daha verimli kullanır.

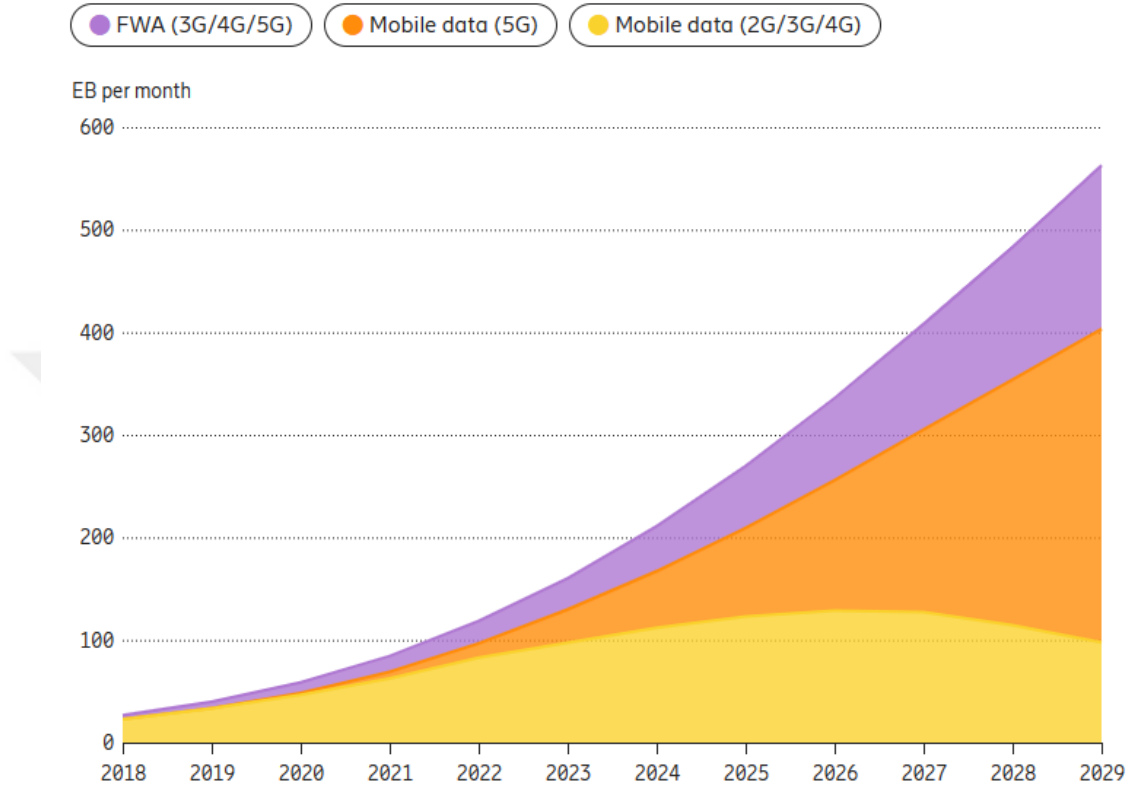
Günümüzde ise artan veri trafiğiyle birlikte beşinci nesil (5G) hücresel haberleşme kullanılmaya başlanmıştır, 2019 yılında altyapısı kurulan ve yerleştirilmeye devam eden 5G daha yüksek frekanslarda haberleşme imkânı sunar. Daha yüksek frekanslarda haberleşme sayesinde daha çok bant genişliği kullanılabilir. 2G'den 5G'ye kadar haberleşme teknolojilerinin karşılaştırılması Şekil 1.1'de incelenebilir.

	2G Systems			3G Systems			4G Systems									5G Systems			
Approximate Carrier Frequency (MHz)	800	850	1900	850	1700 2100	1900	600	700	850	1700 2100	1900	2300	2500	3500	5200	600	2500	28000	39000
Band Acronym	SMR	Cellular	PCS	Cellular	AWS	PCS	DD	SMH	Cellular	AWS	PCS	WCS	BRS	CBRS	U-NII-1	DD	BRS	K	Ka
Total Bandwidth (MHz)	14	70	200	70	90	200	70	88	70	90	200	30	70	150	100	70	140	850	3000

Şekil 1.1: Hücresel haberleşme sistemlerinin kıyaslanması [1].

5G teknolojisi taşıyıcı frekans 39GHz olarak seçildiğinde 3GHz'e kadar bant genişliği sağlamaktadır. 5G sayesinde gecikme süreleri bazı uygulamalarda 1 ms'nin altına düşer. 5G teknolojisiyle birlikte akıllı şehirler gibi uygulamalar da hayatımıza girmiştir. Özetle haberleşme teknolojilerinin gelişmesiyle birlikte farklı servisler kullanıma açılmıştır [4]. Farklı servisler kullanıma açılrsa da haberleşme sistemlerinin ana amacı aynı kalmıştır; bu amaçlar sınırlı kaynakların nasıl kullanılacağı ve kontrol edilemeyen, bilinmeyen haberleşme kanalında, sinyal yayılımının efektif olarak nasıl yapılacağı şeklinde kısaltılabilir.

Ericsson'un yayınladığı mobil ağ veri trafiği raporuna [5] göre 2023'te telefon başına ayda 160 EB olan global veri trafiği, 2029'da ayda 500 EB seviyesine ulaşacaktır, bu grafik Şekil 1.2'de görülebilir.



Şekil 1.2: Ericsson yıllara göre veri trafiği tahmini [5].

Veri trafiğinin çıkacağı nokta göz önüne alındığında, uluslararası pek çok kuruluş 5G performanslarında bazı hedefler belirlemiştir. Bu hedeflerden bazıları 10 Gbps tepe veri hızı ve 500 km/s mobilite desteğidir. Bu hedeflerin gerçekleştirilmesi için güvenilir ve düşük gecikmeli haberleşme (URLLC), makine iletişimi (mMTC), geliştirilmiş mobil geniş bant (eMBB) teknolojilerinin uygulamaları göz önüne alındığında mevcut 5G standartlarının geliştirilmesi gerekmektedir [6-8]. Veri hızı, düşük gecikme, daha az enerji tüketimi gibi maddelerin gerçekleştirilmesi için bazı teknolojilere odaklanılmıştır. Beşinci nesil ve ötesi, altıncı nesil (6G) hücresel haberleşme sistemleri bu amaçla yeni teknolojilere odaklanmıştır, çoklu giriş çoklu çıkış ve akıllı yansıtıcı yüzeyler bunlardan bazılarıdır [9].

1.1 Kablosuz Haberleşmedeki Zorluklar ve Kullanılan Bazı Metotlar

Kablosuz kanallarda iletim yapılırken, iletmek istediğimiz mesaj sinyali bazı zorluklarla karşılaşır. Bu zorluklar sadece gürültü ve diğer kullanıcılardan gelen girişim ile sınırlı değildir, çevre dinamiklerine ve kullanıcı hareketlerine bağlı olarak zamanla değişim gösteren zorluklardır. Kablosuz kanalın iletmek istediğimiz mesaj sinyaline uyguladığı temel zorluklar yol kaybı ve çok yollu sönmüledir. Olumsuz koşulların etkisinin azaltılması için; çoklu anten teknolojisi, hüzmeye oluşturma teknikleri 5G teknolojisinde kullanılmaktadır. 5G ve ötesi teknolojilerde ise akıllı yansıtıcı yüzeylerin (AYY) kullanılması planlanmaktadır.

1.1.1 Kanal yol kaybı

Giriş kısmında bahsedilen tüm haberleşme nesillerinde, iletilen sinyalin gücü kullanım durumuna göre değişkenlik göstermektedir. Örneğin 4G haberleşme teknolojisinde kullanılan baz istasyonları 10 MHz bant genişliği başına 40 W güç harcayabilir [10]. Standard bir Wi-Fi erişim noktası 0.1 W güç yayarken, kısa mesafeli bir bluetooth vericisi 1 mW güç yayar. Farklı uygulamalarda kullanılan farklı güç değerleri göz önüne alındığında, esas bakılması gereken nokta yayılan güç değildir. Alıcıya ulaşan gücün alıcıdaki gürültüye oranı önemlidir. Vericilerin yaydığı elektromanyetik dalgalar zayıflamaya uğrarlar, bu zayıflama yayılım ortamı ve alıcı-verici arasındaki mesafeye bağlıdır. Bu zayıflamaya kanal yol kaybı denir. Alıcı ile verici arasında herhangi bir engel olmadığı durumda elektromanyetik dalga serbest uzayda yayılır. Bu durumdaki yol kaybı serbest uzay yol kaybı (FSPL) olarak adlandırılır. FSPL modelinde alıcı ve verici arasındaki güç ilişkisi Friis iletim formülüyle ifade edilir [11]. Bu ifade Denklem (1.1)'de verilmiştir.

$$\frac{P_R}{P_T} = A_t A_r \left[\frac{1}{d\lambda} \right]^2 \quad (1.1)$$

Bu denklemde P_T iletilen sinyalin gücü, P_R alıcıdaki sinyal gücü, A_t verici antenin efektif açıklığı, A_r alıcı antenin efektif açıklığıdır. λ taşıyıcı sinyalin dalga boyu, d alıcı ile verici arasındaki mesafedir. Bu denklemin geçerli olması için alıcı anten ile verici anten arasındaki mesafe dalga boyundan çok daha büyük olmalıdır.

İzotropik anten kullanıldığı düşünülduğünde, alıcı ve verici anten birim kazançla sahip olur, bu durumda izotropik antenin efektif açıklığı denklem 1.2'deki gibi türetilebilir.

$$A_{iso} = \frac{\lambda^2}{4\pi} \quad (1.2)$$

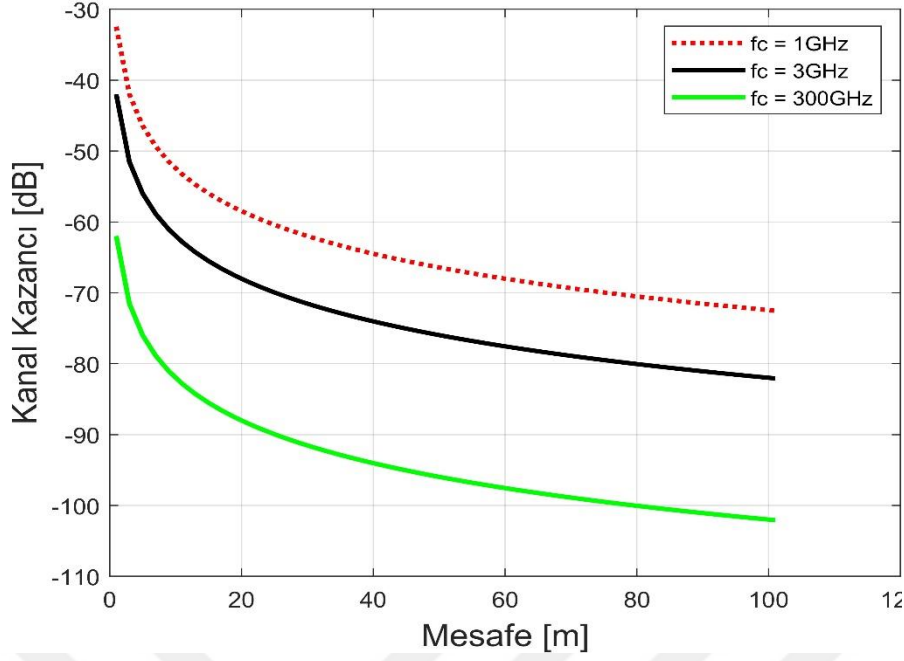
Denklem (1.2), Denklem (1.1)'de yerine yazılırsa FSPL hesaplanabilir.

$$\frac{P_R}{P_T} = \left[\frac{\lambda}{4\pi d} \right]^2 \quad (1.3)$$

Denklem (1.3) incelendiğinde, serbest uzayda sinyal zayıflamasının taşıyıcı frekansı ile mesafeye bağlı olduğu görülür. Mesafeye bağlı zayıflama direkt yayılım ortamıyla ilişkilidir. Elektromanyetik dalgaların frekansı arttıkça dalga boyu küçülür, daha küçük dalga boyundaki dalgaların yakalanması için kullanılacak antenlerin efektif açıklıkları değişir, yani yol kaybındaki dalga boyu faktörü yayılım ortamından dolayı değil, kullanılacak anten özelliklerinden dolayıdır. Alınan sinyal gücü mesafenin karesiyle orantılı olarak zayıflar, bu durum uzak mesafelerdeki sinyal gücü oranını lineer skalada ifade etmeyi zorlaştırır, bu sebeple literatürde yol kaybı çoğunlukla desibel (dB) cinsinden ifade edilir.

$$10 \log_{10} \left(\frac{\lambda^2}{(4\pi)^2} \frac{1}{d^2} \right) = 10 \log_{10} \left(\frac{\lambda^2}{(4\pi)^2} \right) - 20 \log_{10}(d) \text{ dB} \quad (1.4)$$

Şekil 1.3'te farklı frekanstaki sinyaller için yol kaybının mesafeye göre değişimi gösterilmiştir [12].



Şekil 1.3 : Yol kaybı mesafe değişimi.

1.1.2 Kanal sönümlenmesi

Kablosuz kanallarda sinyal iletiminde, taşıyıcı sinyalimiz genellikle çoklu-yol (multi-path) etkisine maruz kalır. Çevrede bulunan nesneler kendisine gelen elektromanyetik dalgaları yansıtabilir veya bu dalgaları rastgele şekillerde saçabilir. Bu yüzden, alıcıya gelen sinyaller farklı gecikme süreleriyle alıcıya ulaşır, bu gecikmeli sinyaller birbirlerini güçlendirebilir veya sönümleyebilir, ayrıca hava koşullarının değişmesi gibi faktörler de çoklu-yol etkisini güçlendirir. Sönümleme etkisi rastgele bir etki olarak modellenir. Denklem (1.5)'te alınan sinyalin yol kaybı ve sönümlemeye bağlı etkisi verilmiştir.

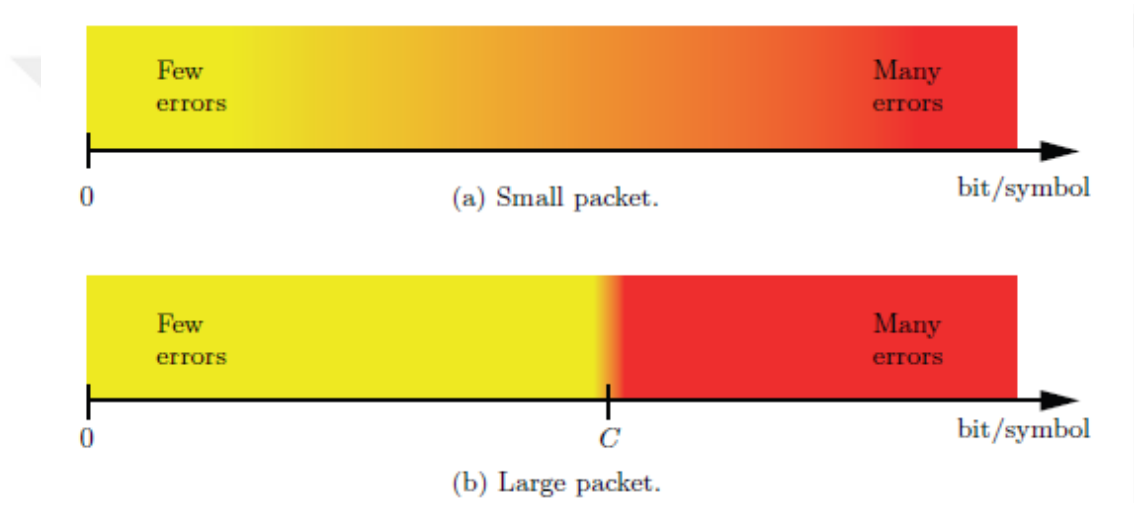
$$P_r[dBm] = P_t[dBm] + 10 \log_{10} \left(\frac{\lambda^2}{(4\pi)^2} \frac{1}{d^2} \right) + \psi_{dB} \quad (1.5)$$

1.1.3 Kanal kapasitesi

Kablosuz kanallarda iletim yapılırken, güvenli şekilde iletebileceğimiz veri miktarı önemlidir. Veriler paketler halinde iletilir, paketler sembollerden oluşur, semboller ise bitlerin grup haline getirilmesiyle meydana gelir. Bir veri paketinin üç önemli özelliği vardır [12].

- Paketler kaç tane sembol içerir?
- Her sembolü oluşturan kaç tane bit vardır?
- Alıcı tarafta kod çözümü yapılırken hata olasılığı nedir?

Bu özellikler doğrultusunda, bir paketteki sembol sayısının eniyilenmesi gerekir, eğer paketler az sayıda sembolden oluşursa, sembolleri oluşturan bit sayısı arttıkça hata oranı da artmaktadır. Paketlerin çok sayıda sembol içermesi durumunda ise, bir sınıra kadar hata oranı az miktardadır, o sınırdan sonra hata oranı fazlalaşır. Bu sınır kanal kapasitesi (C) olarak adlandırılır. Bu durum Şekil 1.4'te gösterilmiştir [12].



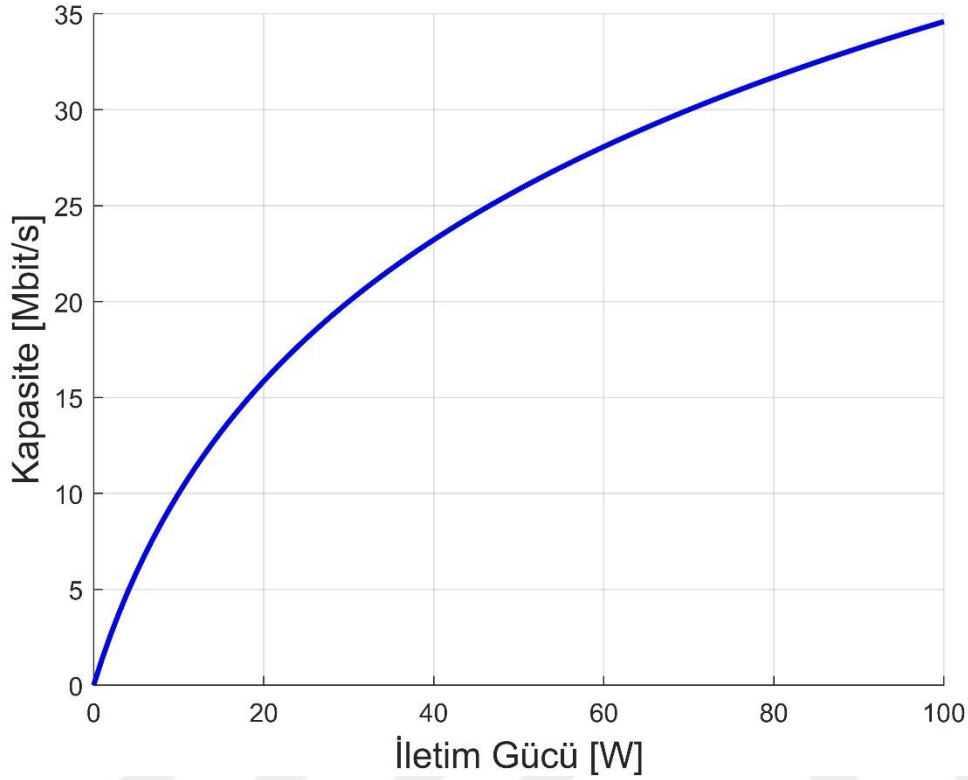
Şekil 1.4: Paket büyüklüğü hata oranı değişimi [12].

Kanal kapasitesi ilk olarak 1948 yılında Shannon tarafından tanımlanmıştır [13]. Görüş hattı kanalında (LoS), alıcı ve vericide tek anten olduğu durumda kanal kapasitesi Denklem (1.6)'daki gibi hesaplanır.

$$C(P, B) = B \log_2 \left(1 + \frac{P\beta}{BN_0} \right) \text{ bit/s.} \quad (1.6)$$

Burada P iletilen sinyal gücü, B kullanılan bant genişliği, N_0 alıcıdaki gürültü güç yoğunluğu, β kanal kazancıdır. $z = \frac{P\beta}{BN_0}$ sinyal gürültü oranı (SNR) olarak adlandırılır. Denklem (1.6)'da görülebileceği üzere, kapasite hem güce hem de bant genişliğine bağlıdır. Bant genişliği arttıkça kapasite bir sınıra yaklaşır, güç arttıkça kapasite artmaya devam eder fakat logaritmik artıştan dolayı yüksek güç seviyesinde

artış minimum olur. Bu durumlar Şekil 1.5'te belli bir SNR için kapasitenin iletilen güce göre nasıl değiştiği gösterilmiştir [12].

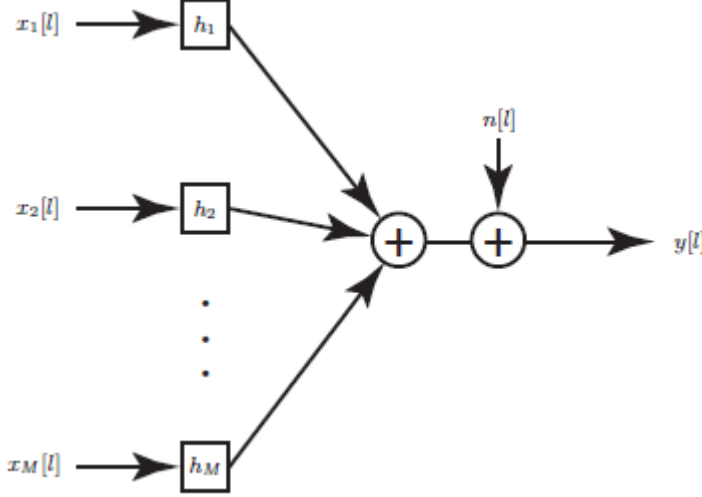


Şekil 1.5: $B = 10$ MHz, $\frac{\beta}{N_0} = 10^6$ Hz/W için kapasitenin güce bağlı davranışı.

Alıcı ve vericide birden fazla anten kullanılırsa oluşan kanala çok girişli çok çıkışlı kanal (MIMO) denir. Çoklu anten kullanımının getirdiği bazı avantajlar vardır. Bu avantajların başlıcaları; hüzme oluşturma kazancı, uzaysal çeşitlilik ve uzaysal çoklamadır. Günümüzde kullanılan 4G baz istasyonlarının pek çoğu kazancı bir yöne aktarabilen büyük bir anten kullanmaktadır, bir adet güçlü anten kullanılmasının getirdiği dezavantaj, kullanıcının konumuna göre hüzmeyi yönlendirememesidir. Çok sayıda anten kullandığımızda ise istediğimiz bir yönde hüzme oluşturabiliriz. Bu oluşturduğumuz hüzme, kullanılan anten sayısı ile orantılı şekilde güç kazancı sağlar. 1919 yılında Alexanderson bu kazanca değinmiştir [14]. Çok sayıda anten kullandığımızda, çok-yollu sönmüleme etkisini de azaltabiliriz, alıcı tarafı aynı sinyali çok boyutlu gözlemlediğinde gözlemlediği tüm durumların kötü kanal koşullarına denk gelme olasılığı düşüktür. Bu durum çeşitlilik kazancı (diversity gain) sağlar.

Şekil 1.6’da [12] vericide çok sayıda antenin bulunduğu durumun blok diyagramı verilmiştir. Bu durumda alınan sinyal Denklem (1.7)’deki gibi verilir. Burada h kanalı temsil eder, m ise gönderilen sinyalin ve antenin indeksidir.

$$y = \sum h_m x_m + n \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (1.7)$$



Şekil 1.6: Vericide çoklu anten olduğunda kanal modeli [12].

Çok sayıda anten kullandığımızda, istediğimiz yönde hüzme oluşturabiliriz; fakat verici çok sayıda antenden iletim yapılırken alıcı tek anten ile sinyali alır. Bu sebeple verici ile alıcı arasında boyutsal farklılık oluşur. Boyut uyumsuzluğunu gidermek için vericide hüzme oluşturma vektörü tanımlanmalıdır. Hüzme oluşturma vektörü ($\mathbf{w}$) kanala ($\mathbf{h}$) göre belirlenir ve maksimum oranlı iletim (MRT) vektörü en optimum çözümü verir, vektör Denklem (1.8)’de verilmiştir [12].

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{h}^*}{\|\mathbf{h}\|} \quad (1.8)$$

MRT vektörü kullanıldığında ise kanal kapasitesi Denklem (1.9)’daki gibi hesaplanır.

$$C(P, B) = B \log_2 \left(1 + \frac{P \|\mathbf{h}\|}{BN_0} \right) \text{ bit/s}. \quad (1.9)$$

Denklem (1.9) ile (1.6) kıyaslandığında anten sayısının kanal kazancını arttırdığı görülür.

Hüzme oluşturma vektörü kullanıldığında iletilen sinyal Denklem (1.10)'daki gibi yazılır.

$$s_i = \sum_{i=1}^M (x_i w_i) \quad (1.10)$$

1.1.4 Çift yönlü zaman bölmeli iletim ve kanal karşılıklılığı

Noktadan noktaya MIMO, geleneksel çok kullanıcı MIMO ve massive MIMO teknolojileri, baz istasyonlarında ve kullanıcı terminallerinde farklı miktarlarda kanal durum bilgisine ihtiyaç duyarlar [15]. Kanal durum bilgisini elde etmek için farklı yollar vardır. Kanal durum bilgisi, alınan pilot sinyaller yoluyla tahmin edilebilir, alıcıdan vericiye geri bildirim yoluyla iletilir veya bu iki metot da kullanılabilir.

- Çift Yönlü Frekans Bölmeli iletim (FDD): Sistem FDD modunda çalışıyorsa; kullanıcılar, aşağı yönlü kanalı baz istasyonunun gönderdiği pilot sinyallerden öğrenir ve tahmin edilen kanal bilgisini kontrol kanalı üzerinden baz istasyonuna gönderir. Kanal bilgisinin yollanması genellikle maliyetli bir iştir. Yukarı yönlü iletimde kullanılacak kanalın tahmininde de kullanıcı pilot sinyalleri yollar ve baz istasyonu kanalı pilot sinyaller yardımıyla tahmin eder.
- Çift Yönlü Zaman Bölmeli iletim (TDD): TDD yöntemi kullanıcı ve baz istasyonun aynı frekansı kullanarak aşağı yönlü (downlink) ve yukarı yönlü (uplink) iletim yapmasını destekler. Veri iletiminde alıcı ve verici farklı zaman dilimlerinde verilerini iletirler, yani hem veri gönderme işlemi hem de veri alma işlemi aynı anda yapılamaz; fakat bu işlemler çok hızlı gerçekleştiği için haberleşme kesintisiz olarak algılanır. TDD kullanılan sistemlerde, kanal bilgisinin elde edilmesi, FDD kullanılan sistemlere göre daha az maliyetlidir. TDD kullanılan sistemlerde baz istasyonu kendisine gelen pilot sinyalleri kullanarak yukarı yönlü kanal hakkında gerçekçi bir tahmin yapar. TDD kullanılan sistemlerde iki anten arasındaki kanalın dürtü cevabı birbirlerinin aynısıdır, bu durum kanal karşılıklılığı olarak ifade edilir. Kanal karşılıklılığı özelliği kullanılarak, yukarı yönlü kanala transpoz işlemi uygulandığında aşağı yönlü kanal elde edilir. Bu özellik kanal geri bildirimini işlemi ortadan

kaldıracağı için 5G teknolojisinde ağırlıklı olarak çift yönlü zaman bölmeli iletim modu kullanılır.

1.2 Akıllı Yansıtıcı Yüzeyler

Altıncı nesil (6G) haberleşme, beşinci nesil haberleşmeye göre daha zor gereksinimleri karşılamak zorundadır [16]. Bu şartlardan bazıları, yüksek veri hızı ve enerji verimliliği, global kapsam ve bağlantı, güvenlik ve düşük gecikme olarak sayılabilir. Bu gereksinimlerin mevcut 5G uygulamalarıyla karşılanması zordur. Bu uygulamalardan bazıları ve dezavantajları aşağıdaki gibi sıralanabilir.

- Kapsamı arttırmak ve mesafeyi kısaltmak için daha çok baz istasyonu ve ulaşım noktası yerleştirmek.
- Baz istasyonlarındaki anten sayısını artırarak MIMO kazancını arttırmak
- Milimetrik dalga boyu kullanmak için terahertz frekansında taşıyıcı kullanmak.

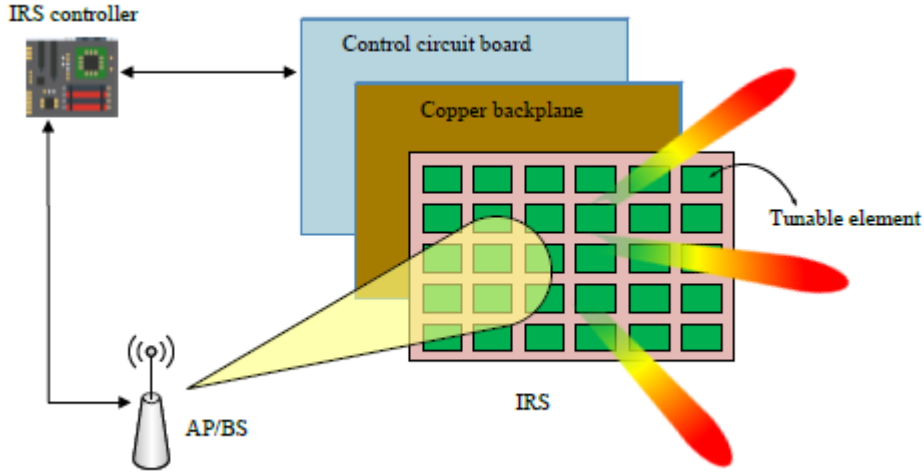
Yukarıda sayılan bu tekniklerin, daha yüksek enerji harcaması, daha karmaşık sinyal işleme algoritmalarına gereksinim duyması, yüksek frekanslara çıkıldıkça kullanılacak antenlerin efektif açıklıklarının azalması ve bu sebeple yol kaybının artması gibi dezavantajları vardır. Ayrıca bu sayılan tekniklerin kanal üzerinde bir etkisi yoktur, sadece alıcı ve verici noktalarında bazı işlemler uygulanır.

Bu dezavantajlar göz önüne alındığında, haberleşme sistemlerinin gelişmesi için daha farklı teknolojilerin geliştirilmesi gerekmektedir. Elektromanyetik materyallerdeki son gelişmeler sayesinde kablosuz kanallarda bazı değişimler sağlanabilir. Akıllı Yansıtıcı Yüzeyler (AYY) son zamanlarda ortaya çıkan ve kablosuz kanala etki eden bir teknolojidir. AYY sayesinde THz frekansların haberleşmenin önünün açılması beklenmektedir.

1.2.1 AYY'nin özellikleri ve yapısı

Akıllı yansıtıcı yüzeyler, kendilerine gelen sinyalleri ayarlanabilir bir faz kaymasıyla yansıtılabilen, çok sayıda pasif elemandan oluşur. Bu faz kaymaları istenilen şekilde ayarlanarak, kanal daha iyi hale getirilebilir. Yansıtma şablonu kontrol edilebilen bir akıllı yansıtıcı yüzey, var olan meta yüzeyler kullanılarak elde edilebilir [17]. Akıllı yansıtıcı yüzeyler üç katmandan oluşur, ilk katman çok sayıda ayarlanabilen metalik tabakadan oluşur, bu katman direk olarak gelen sinyal ile etkileşim halindedir. İkinci

katmanda, yansıtma sırasında enerji kaybını azaltmak için bakır tabaka vardır. Üçüncü ve en iç katman ise elementlerin genlik ve fazını ayarlayan kontrol kartından oluşur, kontrol kartı bir işlem birimine bağlıdır ve gerekli ayarlamaları o işlem birimi yapar. Şekil 1.7’de AYY’nin yapısı gösterilmiştir [16].

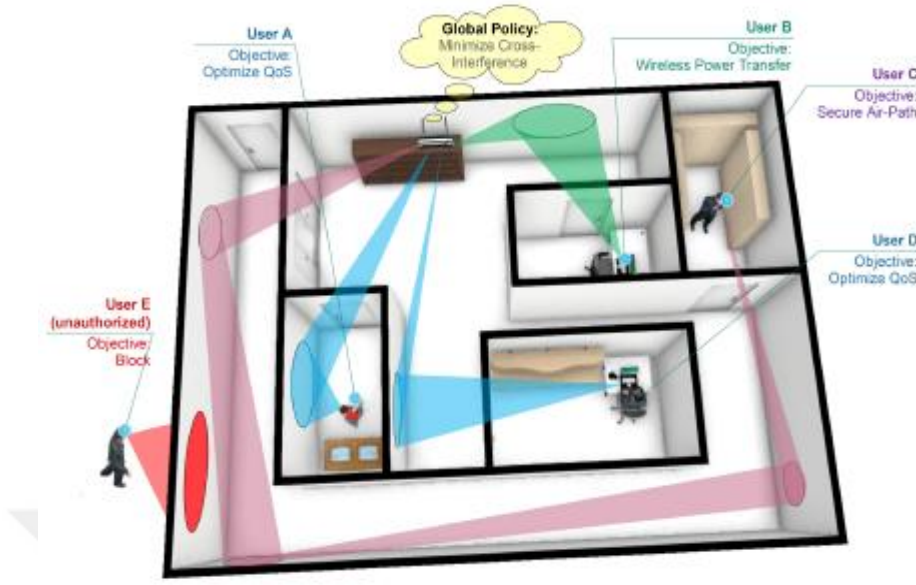


Şekil 1.7: Akıllı Yansıtıcı Yüzeyin yapısı [16].

AYY pasif elemanlardan oluştuğu için minimum seviyede güç tüketir, yüzeyde bulunan elemanlar istenilen şekilde ayarlanırsa güçlü ve dar hüzmeler oluşturulur, bu sayede güç kazancı sağlanır. Ayrıca elemanların genlikleri ayarlanarak istenmeyen girişim sinyalleri de engellenir. AYY tüm frekanslarda efektif olarak çalışır, aynı anda hem veri alır hem de veri yollayabilir. Bu getirdiği avantajlar sayesinde 6G haberleşmesinin anahtar tekniklerinden birisi olması beklenmektedir.

1.2.2 AYY uygulama senaryoları

AYY’nin elektromanyetik dalgaları manipüle edebilmesi sayesinde, kablosuz kanalı kısmi olarak kontrol edebilir ve programlayabiliriz. Daha önce bahsettiğimiz MIMO, hüzmeye oluşturma gibi teknolojilerde bu avantajdan bahsedemedik. AYY’lerin yerleştirilmesiyle birlikte, binalar veya başka nesnelerin bulunduğu kablosuz kanal ortamı kontrol edilebilir hale gelir. Başka bir deyişle, doğal kablosuz kanallarda sinyal iletimi için negatif etkileri olan binalar, duvarlar haberleşmeye yardımcı nesneler haline gelebilirler. Bu nedenle, AYY farklı senaryolarda kullanılabilir, AYY’nin duvarlara ve bir tane zemine yerleştirildiği iç mekân uygulaması Şekil 1.8’de verilmiştir [18].



Şekil 1.8: Akıllı Yansıtıcı Yüzey iç mekân uygulama örneği [18].

1.2.3 AYY kullanmanın avantajları ve dezavantajları

AYY çok sayıda pasif elemandan oluştuğu için çok keskin hüzmeler oluşturabilir. Pasif elemanlar, aktif elemanlara göre daha az güç tükettiği için AYY aktif rölelere (relay) göre enerji verimliliği sağlar, ayrıca AYY'ler tamamıyla çift yönlü (full-duplex) modda çalışırlar, aktif radyo zincirleri taşıyan relaylerin de full-duplex modda çalışması mümkündür fakat bunun için karmaşık sinyal işleme tekniklerine ihtiyaç duyulur. Bölüm 1.1.4'te çok sayıda anten kullanıldığında anten sayısı ile orantılı olacak şekilde güç kazancı sağladığımızı göstermiştik. AYY'ler de benzer bir özelliğe sahiptir. Eğer AYY elemanlarının faz kaymaları doğru şekilde ayarlanırsa, eleman sayısının karesiyle orantılı şekilde güç kazancı sağlanır. Son olarak AYY'ler mevcut kablosuz ağlara yardımcı cihaz olarak kolaylıkla eklenebilir, örneğin duvarlara, bina yüzeylerine vb. yerlere monte edilmeleri kolaydır. Bu özellikleri sayesinde mevcut hücresel haberleşme sistemleri gibi kablosuz sistemlere esneklik ve uyumlulukla entegre edilebilirler. Bu avantajlarından dolayı AYY'ler haberleşme ağlarının enerji ve spektral verimliliğini uygun maliyetle artırırlar, bu sebeple ileride çok sayıda AYY'nin mevcut haberleşme ağlarına eklenmesi mümkündür.

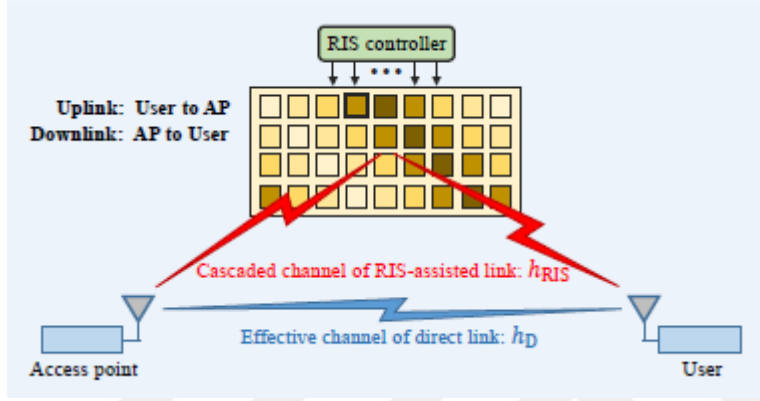
Yukarıda sayılan avantajlarına rağmen AYY teknolojisinin mevcut sistemlere eklenmesinin getireceği dezavantajlar da vardır. Bunlar üç başlıkta incelenebilir.

- **AYY Fazlarının Ayarlanması:** AYY elemanlarının sinyali güçlendirecek şekilde yansıtması veya girişim sinyalini zayıflatarak sönümlemesi için elemanların fazlarının uyumlu bir şekilde ayarlanması gerekir. Ayrıca yakınında AYY bulunmayan kullanıcıların da hizmetinin aksamaması gerekir. Bu sebeple AYY elemanlarının fazları hem kendi içinde hem de baz istasyonu ve kullanıcılarla uyumlu bir şekilde ayarlanmalıdır, uçtan uca en iyileme gerektiren bu durum karmaşıklığı artırır.
- **Kanal Durum Bilgisinin Edinilmesi:** AYY pasif elemanlardan oluştuğu için kendisine gelen pilot sinyalleri sezemez, bu yüzden kullanıcı-AYY, AYY-baz istasyonu arasındaki kanal durum bilgisi elde edilemez. AYY elemanlarının eniyilenmesi için kanal durum bilgisi kritiktir, ayrıca AYY çok sayıda elemandan oluştuğu için kanal katsayısı miktarı da artar, yani tahmin edilecek parametre sayısı fazladır. Bu durum AYY kullanılmasını zorlaştırır.
- **AYY'lerin Optimal Yerleştirilmesi:** AYY'lerin optimum şekilde yerleştirilmesi gerekmektedir. Haberleşme ağının maksimum kapasiteye ulaşması ve kullanıcıların hangi AYY'den faydalanacağını seçimi için kullanıcı ve baz istasyonu ile koordine şekilde yerleştirilir. Bu durum mevcut haberleşme altyapısının karmaşıklığını artırır.

Özetle, AYY'lerin mevcut haberleşme ağlarına entegre edilmesi pek çok fırsatın ve iyileştirmenin önünü açacağı gibi aşılması gereken pek çok zorluğu da beraberinde getirir.

1.2.4 AYY kullanılan sistemlerde kanal karşılıklılığı özelliği

Bölüm 1.1.5'te TDD kullanılan sistemlerde kanal karşılıklılığı özelliğinden bahsedilmişti, kanal karşılıklılığı özelliği sayesinde, yukarı yönlü iletim kanalı kullanılarak, aşağı yönlü iletimde kullanılacak kanal elde edilebilir. AYY eklenmiş bir haberleşme sisteminde, kanal karşılıklılığının geçerli olup olmadığı AYY'lerin pratik uygulamalarının gerçekleştirilmesi açısından oldukça kritiktir [19]. Şekil 1.9'da TDD modunda çalışan AYY destekli bir haberleşme sistemi verilmiştir.



Şekil 1.9: AYY destekli TDD haberleşme sistemi [19].

Bu sistemde erişim noktası ile kullanıcı arasındaki toplam kanal, direkt kanal ve AYY destekli kanalın toplamı olarak yazılabilir.

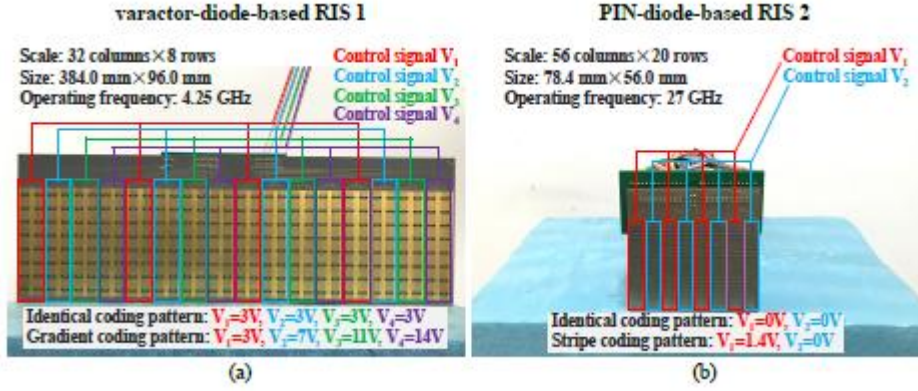
$$h = h_{RIS} + h_D \quad (1.11)$$

Burada h_D kullanıcı ile erişim noktası arasındaki direkt kanalı, h_{RIS} AYY destekli kanalı temsil eder. Burada h_D kanalı standart bir TDD kanalı olduğu için kanal karşılıklılığı özelliğini taşır. AYY destekli kanalın kanal karşılıklılığı özelliğini taşıması için Rayleigh-Carson karşılıklılık teoremini sağlaması gerekir. Bu durum Denklem (1.12)'de ifade edilmiştir.

$$\begin{aligned} \varepsilon &= \varepsilon^T \\ \mu &= \mu^T \end{aligned} \quad (1.12)$$

Burada ε elektriksel geçirgenliği, μ manyetik geçirgenliği ifade eder. [19] çalışmasında 2 farklı AYY kullanılarak kanal karşılıklılığı özelliği incelenmiştir. Kullanılan AYY'ler Şekil 1.10'da verilmiştir. Bu çalışmada AYY eklenmiş bir

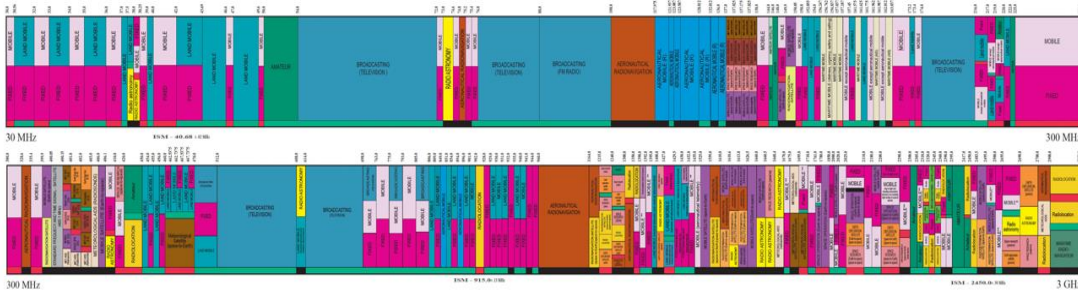
haberleşme sisteminde kanal karşılıklılığı özelliği uygulamalara bağlı olarak gözlemlenmiştir, örneğin kablosuz güç transferinde kanal karşılıklılığı sağlanmamıştır fakat pek çok uygulama için kanal karşılıklılığı özelliği sağlanmaktadır.



Şekil 1.10: Kanal karşılıklılığı ölçümü için kullanılan AYY [19].

1.3 Kablosuz Spektrum ve Milimetrik Dalga Haberleşmesi

Mevcut kablosuz haberleşme uygulamaları kablosuz spektrumda yüksek miktarda bant genişliği kullanır. Şekil 1.11’de ABD’de 3MHz ile 3GHz arasında frekans kullanımı verilmiştir.



Şekil 1.11: 3MHz-3GHz arası Kablosuz spektrum ve uygulamaları.

Sanal gerçeklik (virtual reality) gibi uygulamaların gerçekleştirilmesi için daha yüksek veri hızına ihtiyaç vardır. Daha yüksek veri hızı elde etmek için daha yüksek frekanslarda haberleşme gerekir, yüksek frekanslara çıkıldıkça kullanılan dalga boyu milimetre seviyelerine düşer.

Milimetrik dalga boyu bandı 30 GHz ile 300 GHz arasındaki frekansları kapsar. Bu bant yüksek yol kaybı ve yüksek maliyet sebebiyle ilk nesil haberleşme sistemlerinde kullanılmamıştır. Kablosuz sistemlerde, veri hızı talebi ilk nesil haberleşmeden beri

artmaktadır, bu veri hızlarına ulaşılması için yüksek bant genişliği gerekir, milimetrik dalga boyu kullanılarak sağladığı yüksek bant genişliğinin avantajından faydalanılabilir [20]. Dalga boyu küçüldükçe, kullanılan antenlerin de boyutları küçülür, bu sayede daha küçük alanlara anten dizileri yerleştirilebilir. Bu durum MIMO sistemlerinin verimliliğini artırır [21-23]. Milimetrik dalga boyu kullanımının avantajları olsa da bu sinyaller rüzgâr, yağmur, atmosferik sönmelenme gibi etkilere karşı daha savunmasızdır. Literatürde bu zorluklara karşı önerilen çözümlerden birisi AYY kullanımıdır [24]. AYY kullanılarak, kapsam ve veri hızında artış sağlanır.

1.4 Tezin Amacı

Bu tez AYY elemanlarının faz kaymalarının derin öğrenme yardımıyla eniyilenmesini amaçlar. Literatürde, tüm AYY elemanlarının pasif olduğu çalışmalar kullanıcı-AYY-baz istasyonu arasındaki ardışık kanalı tahmin eder, bu tahmin kullanılarak AYY elemanlarının faz değerleri optimize edilir [25]. Kanal bilgisinin tahmin edilmesi ve tahmin edilen kanal kullanılarak faz kaymalarının eniyilenmesi hata yayılımının artmasına neden olur. Ayrıca AYY elemanlarının faz kayması değerlerinin literatürdeki pek çok çalışmada sürekli değerler aldığı varsayılmıştır; fakat AYY elemanlarının faz kayması değerlerinin belli bir kümeden, sınırlı sayıda değer aldığı durumda da sürekli duruma yakın performans verdiği bulunmuştur [26]. Eleman sayısı arttıkça AYY yardımıyla sağlanan güç kazancı ayırık faz kayması değerleriyle de sağlanır. Eleman sayısı arttıkça sadece nicemlemeye bağlı olan kayıp gözlemlenir [26].

Literatürde kanal tahmini ve faz değerlerinin eniyilenmesi için derin öğrenme yaklaşımları yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Derin sinir ağı ve evrişimsel sinir ağı kullanılarak kullanıcı-AYY ve kullanıcı baz istasyonu arasındaki kanal tahmin edilebilir [27]. Derin pekiştirmeli öğrenme kullanılarak faz değerlerinin ayırık olarak eniyilendiği çalışmalar vardır [28]. Derin pekiştirmeli öğrenme kullanılarak hem baz istasyonu hüzmeye oluşturma vektörü hem de AYY elemanlarının faz kayması ortak bir şekilde eniyilenebilir.

Bu tezdeki çalışma literatürdeki çalışmalardan farklı bir derin öğrenme yaklaşımı sunarak AYY elemanlarının faz değerlerini eniyiler. Oluşturulan sistemde, çok antenli baz istasyonu ile tek antenli bir kullanıcı arasındaki haberleşme modellenmiştir. Baz istasyonu ile kullanıcı arasındaki haberleşme düzlemsel bir AYY ile desteklenmiştir.

AYY, baz istasyonunun konumu göz önüne alınarak yerleştirilir, böylece aralarındaki kanal LoS haline gelir. AYY sayesinde LoS kanalının özelliklerinden faydalanılır. AYY elemanlarının fazları derin öğrenme yardımıyla optimize edilmiştir, bunun için kullanıcıdan baz istasyonuna pilot sinyaller yollanmış ve alınan pilot sinyal kullanılarak derin öğrenme modelinin çevre hakkında bilgi edinmesi sağlanmıştır. Pilot sinyaller yollanırken, AYY elemanları ayrık Fourier dönüşüm matrisinden (DFT) değerler alır. Bu matris kullanılarak alınan pilot sinyallerden en iyi faz değerleri elde edilir.

AYY elemanlarının faz değerlerinin sürekli ve ayrık olarak eniyilenmesi yapılmıştır. Sürekli olarak en iyileme için alternatif eniyileme (alternating optimization) metodu kullanılmıştır [29]. Fazların belirli bir kümeden sınırlı değer aldığı durumda ise ardışık iyileştirme (succesive refinement) [26] metodu kullanılmıştır. Bu metotlar yardımıyla elde edilen fazlar, derin öğrenme modelini eğitmek için kullanılmıştır. AYY elemanlarının sınırlı değer aldığı durumlar 3 bölümde incelenmiştir. Bu durumda AYY elemanları 4-8-16 farklı değer alabilir. Baz istasyonundaki hüzmeye oluşturma vektörü ise maksimum oranlı iletim vektörüyle bulunur. Alınan pilot sinyaller kullanılarak derin öğrenme yardımıyla fazların sürekli değerlerinin eniyilendiği çalışmalar literatürde mevcuttur [30]. Derin pekiştirmeli öğrenme kullanılarak fazların ayrık olarak eniyilendiği çalışmalar da mevcuttur [31] fakat derin pekiştirmeli öğrenme kompleks bir yapı olduğu için bu çalışmaların zaman hassasiyeti olan uygulamalarda kullanılması zordur.

Bu çalışmada AYY elemanlarının derin öğrenme yoluyla ayrık ve sürekli olarak eniyilenmesi Derin Sinir Ağı modeli kullanılarak yapılmıştır, bu çalışma faz değerlerini ayrık olarak en iyilemesi açısından ilktir. Faz kayması değerlerinin ayrık olarak eniyilendiği durum ile sürekli olarak eniyilendiği durum karşılaştırılmış ve AYY'nin sisteme eklendiğinde sağladığı spektral verimlilik gösterilmiştir.

2. MAKİNE ÖĞRENMESİ VE HABERLEŞME ALANINDA KULLANIMI

Son zamanlara kadar, bilgisayar programlarının çoğu, kuralları net olarak tanımlanmış problemleri çözmek için tasarlanırdı [32]. Programlanabilir bilgisayarlar ortaya çıktığında, pek çok insan bu bilgisayarların akıllı hale getirilip getirilmeyeceğini merak etti [33]. Yapay zekanın erken dönemlerinde, insanlar için zor olan ama kuralları net olarak tanımlanmış problemleri bilgisayarların çözmesi kolaydı. Yapay zekâ için esas zorluk, insanlar için gerçekleştirilmesi kolay fakat tanımlanması zor problemleri çözmektir. Örneğin bir yazıdaki harfleri tanımak. Bu zorluğun aşılması için, bilgisayarların verilerden deneyim toplaması sağlanmalıdır, bilgisayarların deneyimlerden öğrenmesi sağlanırsa, insanlar tarafından kuralların net olarak tanımlanmasına gerek kalmaz. Eğer bu deneyimden öğrenme aşaması bir şema haline getirilirse, çok katmanlı bir yapı oluşur, bu yaklaşıma derin öğrenme denir [33].

Yapay zekanın erken dönemdeki başarılarının pek çoğu steril ve kuralları belli olan ortamlardaki denemeler üzerinde olmuştur. Örneğin 1997 yılında IBM şirketinin Deep-Blue adındaki satranç programı, dünya şampiyonu Garry Kasparov'u yenmiştir [34] fakat insanlar için zorlayıcı bir oyun olan satranç, 64 kareden oluşan bir ortamda, sınırlı sayıda taşla oynanır, bu yüzden insanlar satrancın kurallarını bilgisayara öğretebilirler. Bilgisayarlar için esas zorluk, insanların günlük hayatta kolaylıkla yapabildiği, nesne tanımak gibi görevleri başarmaktır. Nesne tanıma, ses tanıma gibi görevlerin bilgisayarlar tarafından yapılabilmesi için, yapay zekanın ham veriden deneyimler çıkarması sağlanmalıdır. Bu nitelik günümüzde makine öğrenmesi olarak bilinir [33]. Makine öğrenmesi algoritmalarına bir örnek lojistik regresyondur, lojistik regresyon çıktının istediğimiz değer olup olmadığını söyler. Makine öğrenmesinde, destek vektör makineleri [35], rastgele ormanlar [36], derin sinir ağları [37] gibi çeşitli modeller vardır.

Makine öğrenmesi denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme ve pekiştirmeli öğrenme olmak üzere üç başlıkta incelenebilir. Tez kapsamında kullanılan model denetimli öğrenme modelidir. Denetimli öğrenmede kullanılan verinin kendisi ve etiketi bellidir, modelin amacı giriş ve çıkış verisi arasındaki fonksiyonu öğrenmektir. Örneğin bir tomografi sonucunun kanser olup olmadığı denetimli öğrenme modeline öğretilir.

2.1 Sinir Ağları

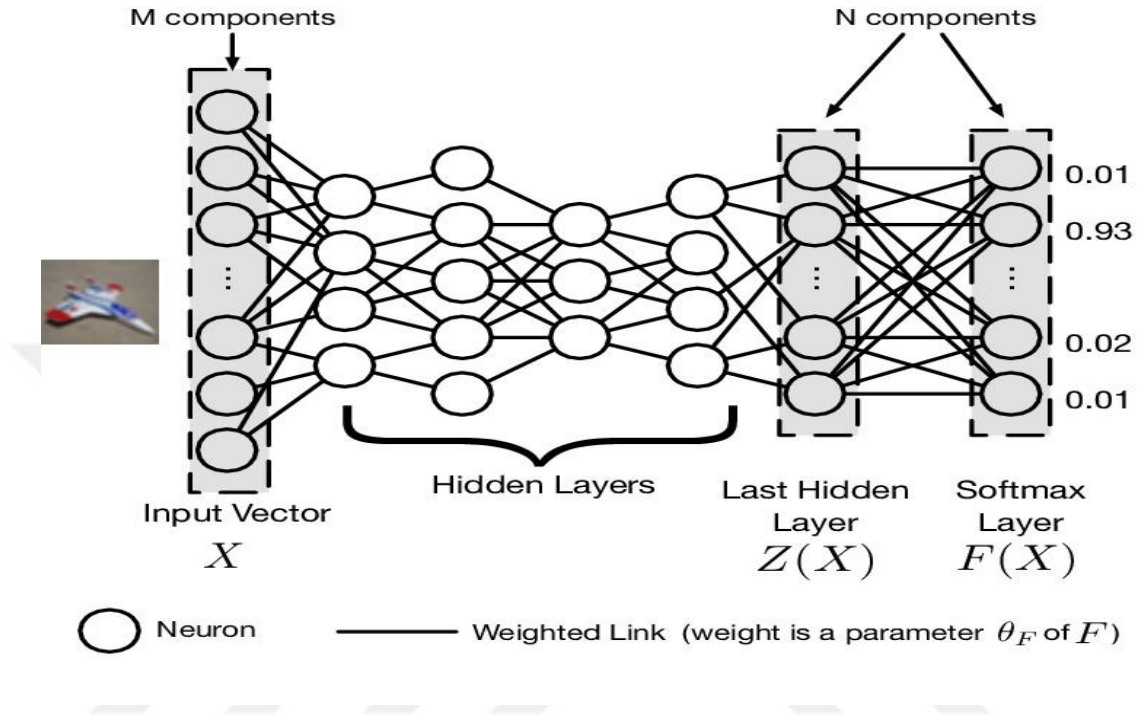
Derin öğrenme, makine öğrenmesi görevlerini gerçekleştirmek için derin sinir ağı yapısını kullanır. Sinir ağları, nöronlar ve onlar arasındaki bağlantılardan oluşur. Bir nöron kendinden önceki katmanda bulunan nöronlardan pek çok girdi alır ve bir adet çıktı üretir. Bu çıktı, girdilerin ağırlıklı toplamalarının bir aktivasyon fonksiyonuna verilmesiyle elde edilir, bu aktivasyon fonksiyonu genellikle doğrusal değildir. Nöronlar, katmanlar halinde organize edilmiştir ve aynı katmandaki nöronlar birbirlerine bağlı değildir. Kendisinden önce herhangi bir nöron bulunmayan katmandaki nöronlar giriş nöronları olarak adlandırılır, kendisinden sonra herhangi bir katman bulunmayan nöronlar ise çıkış nöronları olarak adlandırılır. Giriş katmanı ile çıkış katmanı arasındaki katman sayısı çoksa, model derin sinir ağı olarak adlandırılır. Modern derin sinir ağları, yüzlerce katmandan oluşur [38]. Nöronlar arasında bağlantılar bulunur, her bağlantı i . nöronunun çıkışını j . nörona bağlar ve her bağlantı bir ağırlığa sahiptir, bu ağırlık w_{ij} olarak gösterilir. Bu ağırlıklar öğrenme süresince güncellenir, bu süreç eğitim süreci olarak adlandırılır. Derin sinir ağlarının ağırlıkları güncellenirken çeşitli eniyileme algoritmaları kullanılır, bunlardan en yaygın olanı gradyan azalmasıdır. Gradyan azalma, birinci dereceden bir eniyileme algoritmasıdır ve kayıp fonksiyonunun türevini ilgili değişken üzerinde hesaplayarak, bu değişkeni negatif yönde günceller. Bu güncelleme yapılırken farklı bir katsayı ile çarpılarak yapılır, bu katsayıya öğrenme oranı denir. Türev hesaplandıktan sonra sinir ağındaki katmanlardan geriye doğru gidilir ve ağırlıklar güncellenir. Her katmanın türevi ayrı ayrı hesaplanır ve güncelleme yapılır.

$$w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t - \alpha \frac{\partial L}{\partial w_{ij}} \quad (2.1)$$

Bu güncelleme işlemi birden fazla iterasyonla olur, genellikle büyük bir sinir ağının ağırlıklarını güncellemek için yüzlerce, binlerce iterasyon gerekebilir. Örneğin resim tanımak için tasarlanmış ResNet modeli yaklaşık 450 bin iterasyona ihtiyaç duyar.

Şekil 2.1’de bir derin sinir ağı yapısı gösterilmiştir [39], bu yapıda M boyutlu bir girdi vektörü, N boyutlu bir çıktı vektörü vardır, 4 adet gizli katman vardır. Eğitim için kullanılacak veriler M boyutlu olmalıdır, veri sayısı uygulamaya göre değişkenlik gösterir ve kullanıcı tarafından belirlenir. Model başarımı üzerinde en önemli etken veri sayısıdır. Eğer çok sayıda veri kullanılarak eğitim yapılırsa büyük modellerde aşırı

öğrenme durumundan kaçınılabilir, eğer az sayıda veri kullanılır ve eğitim süreci çok uzun sürerse, sadece eğitim verisini öğrenen bir model ortaya çıkar, bu durumda yeni test verisindeki başarı oranı az olur.



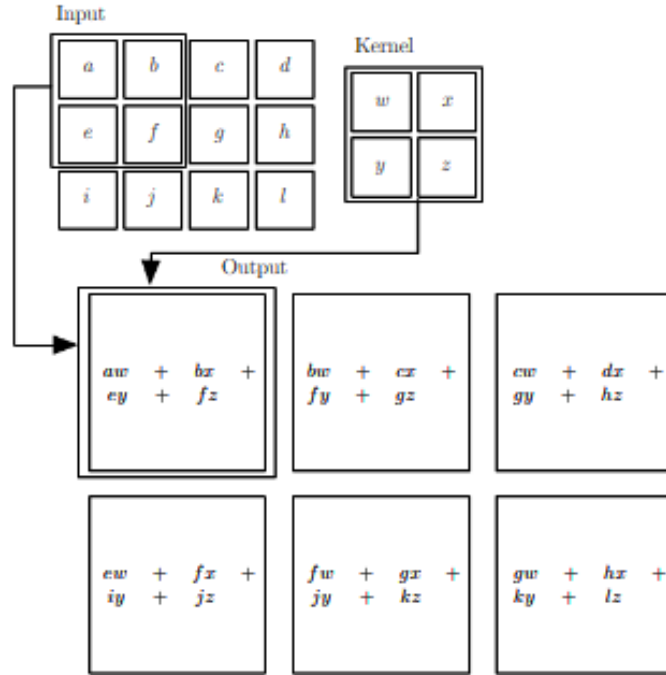
Şekil 2.1: M giriş, N çıkışlı DNN yapısı

Makine öğrenmesi literatüründe, derin sinir ağlarından başka modeller de kullanılır. Evrişimsel sinir ağları ve tekrarlayan sinir ağları kullanılan modellerin bazı örnekleridir.

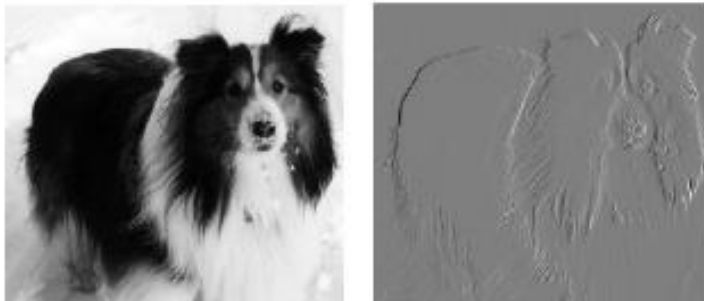
2.1.1 Evrişimsel sinir ağları

Evrişimsel sinir ağları, özel bir tür sinir ağıdır [40]. Evrişimsel sinir ağları, daha çok kafes yapısındaki verileri işlemek için kullanılır. Bu tarz yapıdaki örnekler zaman serisi verisi ve resimlerdir. Zaman serisi bir boyutlu bir yapıdır, bununla birlikte resimler 2 boyutlu yapıdır. Bu modele evrişimsel sinir ağı denmesinin nedeni, yapının evrişim adı verilen matematiksel işlemi yapmasıdır. Evrişim doğrusal bir operatördür, evrişimsel sinir ağları, en az bir katmanında evrişim işlemi bulunan bir derin sinir ağı olarak tanımlanabilir. Ayrıca bu sinir ağında havuzlama (pooling) adı verilen başka bir işlem de uygulanabilir. Evrişimsel sinir ağları, kendilerine girdi olarak verilen verinin özniteliklerini çıkarabilir. Şekil 2.2'de evrişim işlemi

görselleştirilmiştir. Şekil 2.3'te bir evrişimsel sinir ağının öz nitelik çıkarımı gösterilmiştir.



Şekil 2.2: Evrişimsel sinir ağlarında evrişim işlemi [33].



Şekil 2.3: Evrişimsel sinir ağı kullanarak nesne tanıma [33].

2.2 Haberleşme Sistemlerinde Makine Öğrenmesi

Haberleşme, farklı kanal tiplerinin nasıl modelleneneceğiyle ilgili çok zengin birikimi olan bir alandır [41]. Verinin güvenilir bir şekilde iletilmesi için, optimum sinyal ve kod çözümü tasarımı gerekir [42], yani bir haberleşme sisteminin tasarımı için farklı alanlardaki bilgi birikiminin birlikte kullanılması gerekmektedir, özellikle fiziksel katmanda (physical layer) performans değerlendirmesi için farklı alanlardaki bilgi birikiminin en iyi şekilde kullanılması gerekir. Farklı alanlardaki bilgi birikimi

kullanılırken, her alanın sağladığı avantaj eşit oranda kullanılmaz, bazı noktalarda bazı alanların sağladığı faydadan ödün verilir, bu yüzden makine öğrenmesi veya derin öğrenme kullanılarak geleneksel tasarımlardan daha iyi performans veren haberleşme sistemleri tasarlanabilir [43]. Görüntü işleme, dil işleme gibi alanlarda Derin Öğrenme çok başarılı sonuçlar vermiştir çünkü nesneleri tanımak veya el yazısını insandan daha başarılı şekilde tanıyabilmek gibi görevleri direkt algoritmalarla bilgisayarlara öğretmek zordur, bu sebeple bu alanlarda derin öğrenme çok önemli performans katkısı sağlar. Diğer yandan, haberleşme sistemleri matematiksel modellere dayanılarak tasarlanır, mevcut kanallar için sinyal tasarlamak, sembol tespiti için yıldız diyagramı tasarlamak gibi metotlar, haberleşmenin pratik uygulamalarındaki pek çok etkeni modellememizi sağlar, yine de Derin Öğrenme (DÖ) kullanarak haberleşmede performans kazanılması mümkündür. Bir haberleşme sistemi otokodlayıcı (autoencoder) kullanılarak uçtan uca tasarlanmıştır [43]. Çalışmanın farklı bir kısmında evrimsel sinir ağı kullanılarak modülasyon sınıflandırması yapılmıştır.

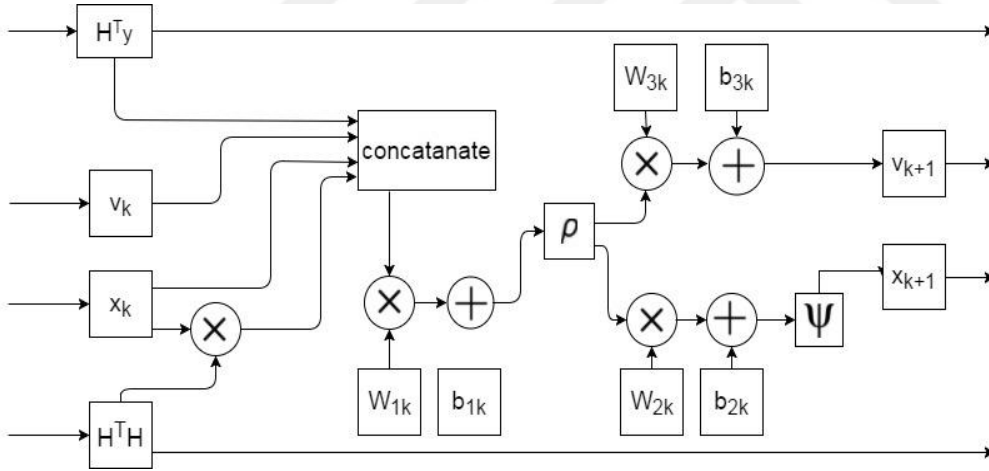
Derin öğrenmenin, fiziksel katman haberleşmesinde sağladığı katkılar 3 madde halinde incelenebilir [43]

- Haberleşmede kullanılan sinyal işleme algoritmalarının büyük bir kısmı istatistik ve bilgi kuramındaki temellere dayanır ve izlenebilir matematiksel modeller için optimal oldukları kanıtlanabilir. Bunlar genellikle doğrusal, durağandır fakat pratik bir sistemde fazla sayıda doğrusal olmayan faktör vardır ayrıca kullanılan donanımlar işlevsel hatalar barındırır. Donanımlardaki işlevsel hatalar ve doğrusal olmayan faktörler sadece yaklaşık olarak modellenebilirler. Derin öğrenmeye dayalı tasarlanan haberleşme sistemleri bu faktörleri yakalayabilir ve donanımlar için optimize edilebilirler.
- Haberleşme sistemleri tasarlanırken, sinyal işleme bloklar halinde gerçekleştirilir, her blok iyi tanımlanmış bir işlevi gerçekleştirir. Kanal kodlaması, modülasyon, kanal tahmini yapan bloklar vardır. Bu bloklar kendi içlerinde optimize edilir fakat blokların bireysel olarak eniyilenmesi en optimum sonucu vermeyebilir. Blokların ortak olarak eniyilendiğinde, bireysel olarak eniyilenen bloklardan daha iyi sonuçlar verir [44-46]. Derin öğrenme kullanılarak blokların ortak olarak eniyilenmesi sağlanabilir.

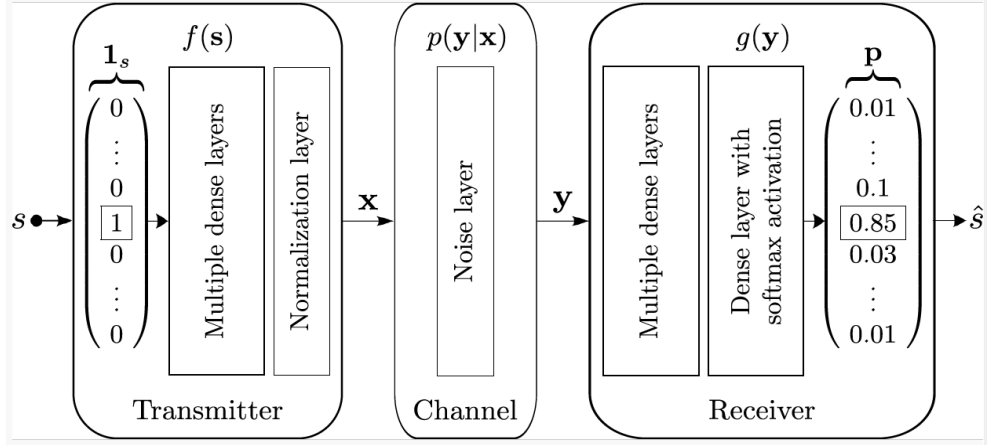
Sinir ağırları, giriş ve çıkış arasındaki fonksiyonu yakalar [47] ve daha az hafıza gerektiren veriler kullanılarak uygulamaya geçirilebilir [48] bu sayede daha hızlı ve daha az enerji harcarlar.

Haberleşme sistemlerinde makine öğrenmesinin geniş bir kullanım alanı vardır, bu alanlardan bazıları kanal modelleme ve tahmin etme, modülasyon tanıma, nicemleme, sıkıştırma olarak sıralanabilir [49]. Literatürde makine öğrenmesi kullanımı, var olan algoritmaların derin öğrenme kullanılarak geliştirilmesi veya derin öğrenmeye dayalı yeni algoritmaların türetilmesi olarak ikiye ayrılır. MIMO sistemde sembol kestirimi için derin öğrenme kullanılabilir [50]. Yine kaynak tahsisi için eniyileme, derin öğrenme kullanılarak yapılabilir [51].

Şekil 2.4'te sembol kestirimi için kullanılan derin öğrenme modeli [50], Şekil 2.5'te oto kodlayıcı kullanarak haberleşme sisteminin uçtan uca eniyilenmesi gösterilmiştir [43].



Şekil 2.4: MIMO sistemde sembol kestirimi için kullanılan model [50].



Şekil 2.5: Haberleşme sisteminin uçtan uca oto kodlayıcı tasarımı [43].

2.2.1 AYY kullanılan sistemlerde makine öğrenmesi kullanımı

Bölüm 1.4'te, AYY'nin altıncı nesil haberleşme sistemlerinin verimliliğini arttıracak anahtar tekniklerden birisi olduğuna değinilmiştir. Bölüm 2.1'de makine öğrenmesinin pek çok alanda yarattığı dönüşüm ve haberleşme alanında kullanımına değinildi. Performans iyileştirmesi sağlaması için AYY destekli haberleşme sistemlerinde de makine öğrenmesi teknikleri kullanılır. Özellikle derin öğrenme, denetimli öğrenme, pekiştirmeli öğrenme ve federatif öğrenme (federated learning) AYY destekli haberleşme sistemlerinde kullanılmaktadır. Son dönemlerde, AYY destekli haberleşme sisteminde, makine öğrenmesi kullanılarak, geleneksel yaklaşımlardan daha güvenilir kanal kestirimi yapılmıştır [52,53]. Evrişimsel sinir ağı kullanılarak baz istasyonu-kullanıcı arasındaki direkt kanal ve AYY destekli birleşik kanal tahmin edilebilir [54]. Fiziksel katman güvenliği, kablosuz bilgi ve güç transferi, insansız hava araçları gibi teknolojiler de AYY ile entegre bir şekilde kullanılmıştır ve makine öğrenmesi kullanılarak bu teknolojilerde performans iyileştirmeleri sağlanmıştır. Çizelge 2.1'de AYY destekli haberleşme sistemlerinde kullanılan makine öğrenmesi tabanlı teknolojiler sunulmuştur [55]. Bu çizelgede, Derin sinir ağı (DSA), çok katmanlı perceptron (ÇKP), derin pekiştirmeli öğrenme (DPÖ), evrişimsel sinir ağı (ESA), tekrarlayan sinir ağı (TSA) şeklinde kısaltmalar kullanılmıştır.

Çizelge 2.1: AYY destekli haberleşmede makine öğrenmesi.

Kaynaklar	Model Mimarisi	Katkı
[56]	DSA	Az karmaşık bir yapıyla spektral verimlilik hesabı.
[57]	ÇKP	Sinyal gürültü oranında iyileşme.
[58]	DPÖ	İha kullanılan sistemde enerji verimliliği artışı.
[59]	ESA	Optimum veri hızına az sayıda kullanıcı konumu bilerek ulaşma.
[60]	TSA	Haberleşme ağına esneklik sağlama.

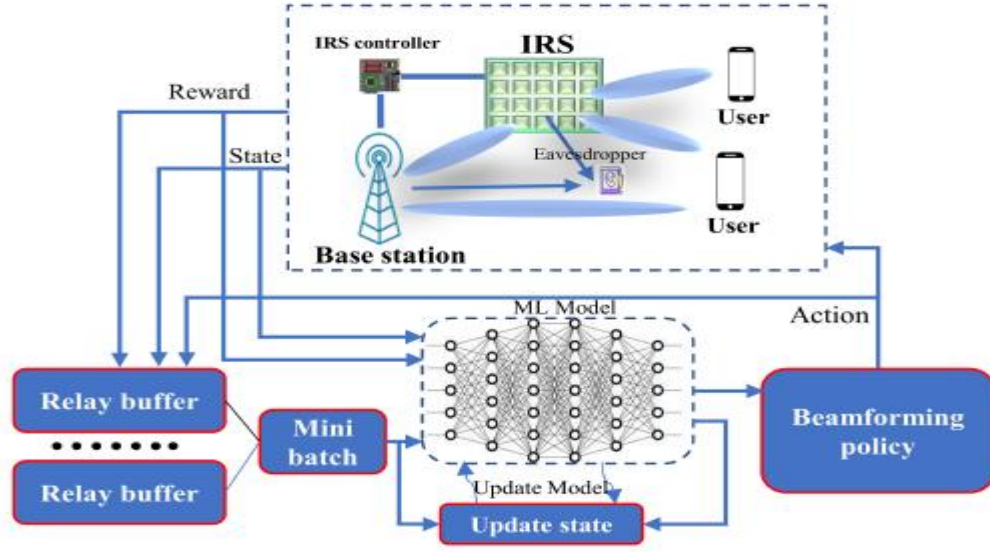
Derin öğrenme, AYY destekli haberleşme ağlarında farklı alanlarda kullanılabilir, baz istasyonlarında çok sayıda anten kullanılmaya başladığından beri, kanal durum bilgisinin edinilmesi zorlaşmıştır. Bu zorluğun aşılması için derin öğrenmeye dayalı pek çok araştırma yapılmıştır. Sıkıştırılmış kanal bilgisinin tahmin edilmesi için, gürültü temizleyen sinir ağı tasarlanabilir [61]. Simülasyon sonuçları 10 dB sinyal gürültü oranı için iyi sonuçlar vermiştir. İç mekânda, kullanıcının konumuna göre sinyal gürültü oranını eniyileyecek şekilde AYY faz konfigürasyonu derin sinir ağı kullanılarak yapılabilir [62], sinyal kestirimi için de AYY destekli sistemlerde derin öğrenme kullanılabilir, bu sayede bit hata oranı iyileştirilir [63].

Pekiştirmeli öğrenme, makine öğrenmesi alanını dönüştüren modellerden birisidir. Günümüzde robotik başta olmak üzere pek çok alanda kullanılmaktadır. Pekiştirmeli öğrenme modelinde çevreyle etkileşim halinde olan bir ajan bulunur, bu ajan yaptığı hatalardan ders alarak öğrenir. Bu yapı, AYY destekli haberleşmede karşımıza çıkan zorlukların önlenmesini sağlayabilir, bu sayede performans iyileştirmeleri yapılabilir. Son zamanlarda, pekiştirmeli öğrenme AYY destekli haberleşme sistemlerinde kullanılmıştır, özellikle 6G uygulamalarında performans kazancı hedeflenmiştir [64-66]. Şekil 2.6'da pekiştirmeli öğrenmenin kullanıldığı bir uygulama gösterilmiştir [55], kullanıcıların sağladığı geribildirim sayesinde baz istasyonu hüzmeye oluşturma vektörünü günceller. AYY elemanlarının faz kayması ayırık değer alırsa pratik uygulamalar kolaylaşır, derin Q-öğrenme (deep Q-learning) modeli kullanılarak ayırık

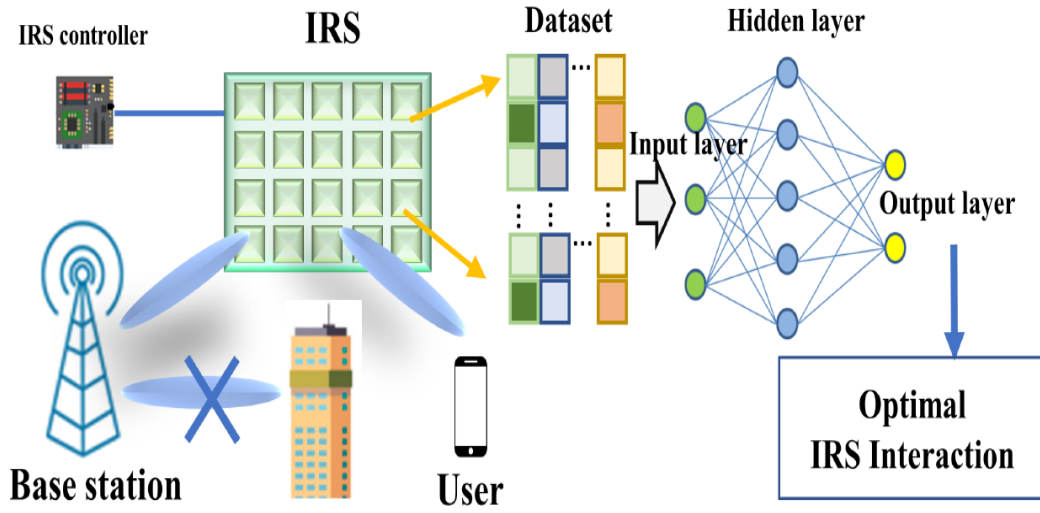
değerli fazlar elde edilmesi kolaylaşır. Çok girişli tek çıkışlı (MISO) sistemlerde, baz istasyonunun hüzmeye oluşturma vektörünün ve AYY elemanlarının faz kayması değerlerinin ortak olarak eniyilendiği çalışmalar vardır [67,68]. Bununla birlikte dik frekans bölmeli çoklama (OFDM) ve kablosuz güvenlik sistemlerinde pekiştirmeli öğrenme modeli kullanılır.

Pekiştirmeli öğrenme dışında, denetimli öğrenme modelleri de AYY destekli haberleşme sistemlerinde kullanılır. Denetimli öğrenmede, K en yakın komşu, destek vektör makineleri, rastgele ormanlar, karar ağaçları gibi yapılar kullanılır. [69] çalışmasında, tek giriş tek çıkışlı bir sistemde AYY performansı eniyilenmiştir. Şekil 2.7’de denetimli öğrenmenin kullanıldığı AYY destekli haberleşme verilmiştir [55].

Bu bölümde değinilen pek çok makine öğrenmesi yaklaşımının, kablosuz haberleşme sistemlerinde spektral verimlilik ve enerji verimliliğini artırması beklenmektedir. AYY destekli sistemlerin, makine öğrenmesi sayesinde çevresel değişikliklere hızlı şekilde uyum sağlaması beklenmektedir. Böylece bağlantı kalitesi ve kapsama alanı artar. Şekil 2.6 ve Şekil 2.7’nin değinilmesi gereken başka özelliklerinden birisi de bu teknolojilerin çok kullanıcı sistemlerde de rahatlıkla kullanılabilir olmasıdır. Çok kullanıcıya sağlayacağı kümülatif fayda, kapsama alanı artışı, enerji verimliliği göz önüne alındığında AYY destekli haberleşme sistemlerinde makine öğrenmesi kullanımının sağlayacağı faydalar beklentilerin çok ötesine geçebilir. Bununla birlikte, bu teknolojinin tam potansiyelini ortaya çıkarmak için algoritma optimizasyonu ve veri yönetimi konularında daha fazla araştırma yapılması gerekir, yeni donanımlar ve gelişen algoritmalarla birlikte her geçen yıl çok daha verimli hale gelen makine öğrenmesi sistemleri AYY destekli sistemlere çok fazla katkı sağlayacaktır.



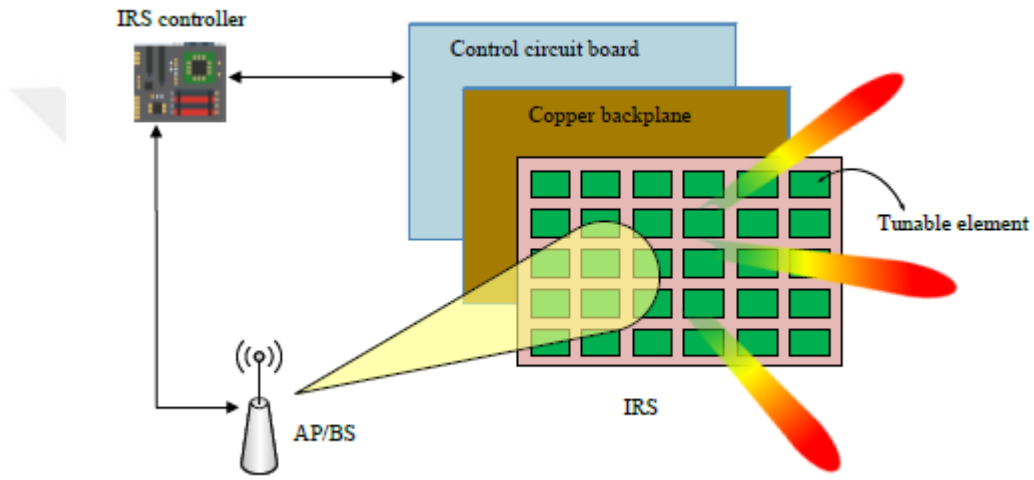
Şekil 2.6: Pekiştirmeli öğrenme kullanarak hüzme oluşturma güncellemesi [55].



Şekil 2.7: AYY destekli haberleşmede denetimli öğrenme [55].

3. AYY DESTEKLİ HABERLEŞMENİN MATEMATİKSEL MODELİ

Akıllı yansıtıcı yüzeylerin tasarımı, elektromanyetikle ilintili bir konudur. AYY'lerin farklı materyaller kullanılarak, farklı frekanslarda kullanılacak şekilde tasarlanması için elektromanyetik alanında onlarca yıllık çalışmalar vardır [70,71]. AYY'nin ana özelliği çok sayıda elemanın kontrol edilebilir özelliklere sahip olmasıdır. Şekil 3.1'de bu durum gösterilmiştir.



Şekil 3.1: Akıllı Yansıtıcı Yüzeyin yapısı [16].

Geleneksel haberleşme sistemlerinde, alıcı ile verici arasındaki kanal kontrol edilemez. Haberleşme kanalı, doğrusal-zamanla değişmez (LTI) bir sistem olarak modellenir [72]. Bjornson'un çalışması kullanılarak sistem modeli tezin devamında tanıtılmıştır.

Tek antenli bir vericinin, bant geçiren $x_{pb}(t)$ sinyalini yolladığını varsayalım, N elemandan oluşan AYY'nin bulunduğu bir sistemde, gerçek değerli $h_{pb}(t)$ doğrusal-zamanla değişmez bir kanal üzerinden haberleşme yapılır. Sistemin çıkışı; giriş sinyali ile haberleşme kanalının evrişimine eşit olur. Bu işlem Denklem (3.1)'de verilmiştir.

$$y_{pb}(t) = (h_{pb} * x_{pb})(t) = \int_{-\infty}^{\infty} h_{pb}(u)x_{pb}(t - u)du \quad (3.1)$$

AYY'nin karakteristik özelliklerinden birisi, konfigürasyonunun değişken olmasıdır. Bu yüzden, doğrusal-zamanla değişmez sistem modeli sadece sınırlı bir süre için kullanılabilir. LTI kanal modelinde kanalın dürtü cevabı, sinyalin değerinin sıfır olmadığı zaman aralığında sabit kabul edilir.

İletilen sinyalin kompleks değerli taban bandı $x(t)$ sinyalinden elde edildiğini varsayalım, sinyalin bant genişliği $B/2$, taşıyıcı sinyalin frekansı f_c değerinden oldukça küçüktür. Bu durumda iletilen bant geçiren sinyal Denklem (3.2)'deki gibi ifade edilir.

$$x_{pb}(t) = \frac{x(t)e^{j2\pi f_c t} + x^*(t)e^{-j2\pi f_c t}}{\sqrt{2}} \quad (3.2)$$

Bu ifadenin Fourier dönüşümü Denklem (3.3)'teki gibi ifade edilir.

$$X_{pb}(f) = \frac{X(f - f_c) + X^*(-f - f_c)}{\sqrt{2}} \quad (3.3)$$

Bant geçiren $h_{pb}(t)$ kanalının Fourier dönüşümü ise $H_{pb}(f)$ olarak gösterilir. Kanalı frekans alanında inceleyerek, hangi frekans değerine nasıl tepki vereceği ölçülebilir. Haberleşme sistemlerinde analiz yapılırken, genellikle taban bandı $x(t)$ sinyali üzerinden analiz yapılır. Bu gösterime taban bant gösterim denir. Alıcıda alınan bant geçiren $y_{pb}(t)$ sinyalinin frekans alanındaki gösterimi Denklem (3.4)'teki gibi ifade edilir.

$$Y_{pb}(f) = H_{pb}(f) \frac{X(f - f_c) + X^*(-f - f_c)}{\sqrt{2}} \quad (3.4)$$

Burada $Y_{pb}(f)$, $y_{pb}(t)$ sinyalinin frekans alanındaki gösterimidir. Gerçek değerli sistemlerde, $X(f) = X^*(-f)$ özelliği vardır, bu özellik kullanılarak alınan sinyalin taban bant Fourier dönüşümü denklem 3.5'teki gibi gösterilir.

$$Y(f) = H_{pb}(f + f_c) X(f) \quad (3.5)$$

Denklem (3.5)'in ters Fourier dönüşümü alınır

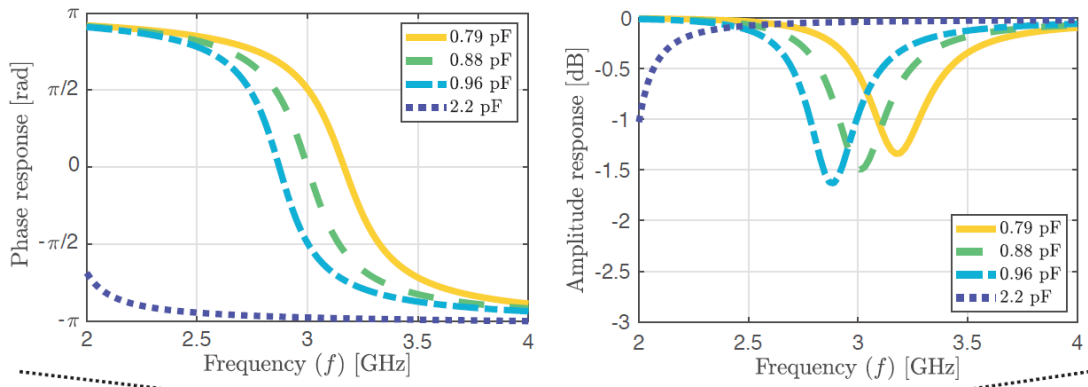
$$y(t) = (h * x)(t) = \int_{-\infty}^{\infty} h(u)x(t - u)du$$

Alınan $y_{pb}(t)$ sinyalinin taban bant eşdeğer hali elde edilir, yani alınan sinyalin zaman alanındaki gösterimi elde edilmiş olur. Bu denklemde zaman alanındaki $h_{pb}(t)$ kanalının taban bandı eşdeğeri $h(t)$ ile olan ilişkisi $h(t) = h_{pb}(t)e^{-j2\pi f_c t}$ olarak

ifade edilir. Yani bant geçiren kanal, taşıyıcı frekansı f_c olan karmaşık eksponansiyel bir sayı ile çarpılarak taban bandına indirilmiş olur.

3.1 Sürekli Zamanlı Sinyal Modeli

İletilen sinyal $x_{pb}(t)$, alınan ve filtrelenmiş sinyal $y_{pb}(t)$ olarak ifade edilsin. Bant geçiren modelde, AYY elemanlarıyla alıcı arasındaki kanalın dürtü cevabı tanımlanır. Uçtan uca kanalın dürtü yanıtı, $h_{pb;\theta}(t)$ olarak ifade edilir, burada kanalın dürtü yanıtı θ parametresine göre yeniden ayarlanır. $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \dots, \dots, \theta_N]$ AYY elemanlarının faz kaymalarını gösterir. İletilen $x_{pb}(t)$ doğrusal-zamanla değişmeyen kanaldan yayılır, kanal üzerinden AYY elemanlarına varan sinyalde genlik ve faz değişmesi meydana gelir. $n = 1, \dots, N$ 'e kadar tüm elemanlara gelen sinyale kanalın uyguladığı dürtü yanıtı, $a_{n,pb}(t)$ ile gösterilir. AYY elemanına ulaşan sinyal, filtrelenir ve tekrar yansıtılır, AYY'nin en önemli özelliği, elemanlarının dürtü yanıtının θ_n parametresine bağlı olarak yeniden ayarlanabilmesidir. Kanalın doğrusal-zamanla değişmez olduğu varsayıldığı için AYY elemanlarının faz kayması iletimin gerçekleştiği zaman dilimi boyunca tek bir değer alabilir, bu değerler iletimden önce belirlenir. Elemanlar, sinyalin dalga boyundan çok daha küçük olduğu için pasif elemanlar olarak modellenirler. Elemanlar pasif olarak modellendiği için AYY'ye gelen sinyallere herhangi bir gürültü eklenmez, ihmal edilebilir büyüklüktedir [73]. AYY elemanları, taşıyıcı sinyalin frekansına göre ayarlanır, bu ayarlama işlemi PIN diyot veya varaktör kapasitör kullanılarak yapılır, bu iki yöntem dışında da kullanılan donanımlar vardır. Şekil 3.2'de AYY elemanlarının taşıyıcı frekansa göre, genlik ve faz cevabı verilmiştir.



Şekil 3.2: AYY elemanlarının frekansa göre faz ve genlik cevabı [72].

Şekil 3.2’de AYY elemanlarının uygulayacağı faz değerleri $0, \frac{\pi}{2}, -\frac{\pi}{2}, \pi$ olacak şekilde kapasitör değerleri seçilmiştir. GHz bandında, büyük miktarda faz değişimi meydana gelir ve bu durum bazı doğrusal olmayan faktörler yaratır fakat sinyalin bant genişliği 10 MHz civarında seçilirse bu etkiler ihmal edilebilir.

AYY elemanından tekrar yansıtılan sinyal, dürtü yanıtı $b_{n,pb}(t)$ olan kanaldan iletilir. AYY elemanlarından yayılan sinyal başka bir doğrusal-zamanla değişmez kanaldan geçer, böylelikle sinyal 3 farklı kanaldan geçmiş olur. Birleşik kanalın toplam dürtü yanıtı 3 kanalın sırayla evrişim işlemine sokulmasıyla elde edilir. Bu ifadenin matematiksel karşılığı Denklem (3.6)’da verilmiştir.

$$y_{pb}(t) = \sum_{n=1}^N (b_{n,pb} * \theta_{n,pb;\theta_n} * a_{n,pb} * x_{pb})(t) \quad (3.6)$$

Burada $\sum_{n=1}^N (b_{n,pb} * \theta_{n,pb;\theta_n} * a_{n,pb} * x_{pb})(t)$ ifadesi uçtan uca kanalın dürtü yanıtıdır, taban bant model kullanılarak, bu kanalın taban bandı eşdeğeri yazılabilir, bu ifade Denklem (3.7)’de sunulmuştur.

$$y(t) = \sum_{n=1}^N (b_n * \theta_{n;\theta_n} * a_n * x)(t) \quad (3.7)$$

3.2 Ayırık Zamanlı Eşdeğer Sistem Modeli

Sürekli zamanlı, karmaşık, taban bandı $x(t)$ sinyali; genellikle ayırık zamanlı, karmaşık $x[m]$ sinyalini oluşturmak için üretilir. Burada m tam sayıdır ve darbe genlik kiplemesi (pulse amplitude modulation) kullanılarak üretilir. Literatürde kullanılan birim enerjili darbe sinyallerinden birisi sinc darbesidir ve $p(t) = \sqrt{B} \text{sinc}(Bt)$ şeklinde ifade edilir. Burada B saniyede iletilen sembol sayısıdır ve sürekli zamanlı $x(t)$ sinyali Denklem (3.8)’deki gibi ifade edilir.

$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x[m]p\left(t - \frac{m}{B}\right) \quad (3.8)$$

İletilen sinyal ayırık zamanda tanımlı olduğu için tüm model ayırık zamanlı tasarlanabilir. Alıcıda sinyali örnekleyerek sistemi tamamen ayırık zamanlı hale getirebiliriz fakat alıcıda örnekleme işleminden önce eklenen gürültüyü hesaba katmamız gerekir, sonrasında bu gürültü alçak geçirgen bir filtre ile filtrelenir. Gürültü

eklenmiş sinyal modeli Denklem (3.9)'da verilmiştir. Burada w Gauss gürültüsüdür ve bu gürültünün güç spektral yoğunluğu N_0 değeri ile temsil edilir.

$$z[k] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x[m]p\left(t - \frac{m}{B}\right) + w[k] \quad (3.9)$$

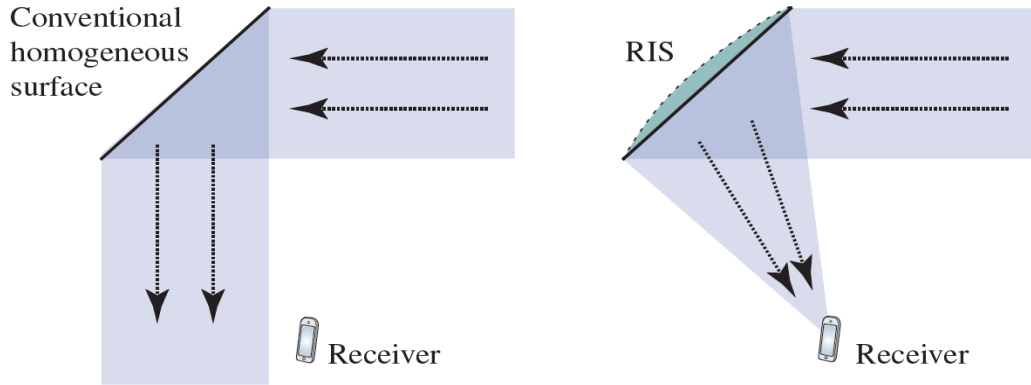
Alıcı taraftaki örnekleme kullanılan bant genişliği hesaba katılarak yapılırsa ilettiğimiz sinyal geri elde edilebilir. Ayırık zamanlı kanal dürtü yanıtı Denklem (3.10)'daki gibi tanımlanır.

$$h_{\theta}[k] = (p * h_{\theta} * p)(t)|_{t=\frac{k}{B}+\eta} = \sum_{n=1}^N p * b_n * \theta_n; \theta_n * a_n * p)(t)|_{t=\frac{k}{B}+\eta} \quad (3.10)$$

Kanal, sınırlı dürtü cevabı olan filtre gibi davranır ve ayırık zamanlı sistemde alınan sinyal Denklem (3.11)'deki gibi ifade edilir.

$$z[k] = \sum_{m=k-M+1}^k x[m] h_{\theta}[k - m] + w[k] \quad (3.11)$$

Faz kayması değerleri yeniden ayarlanabilen AYY'ler şekilleri fiziksel olarak değiştirilebilen yüzeyler gibi davranır. Boyutları büyük homojen yüzeyler, kendisine gelen dalgayı olduğu gibi yansıtır, yani yüzeye gelen açı neyse çıkış açısı da o olur. AYY'ler faz kayması değerlerini güncelleyerek eğimli bir yüzey gibi kendisine gelen dalgayı yansıtabilir, bu etki aynalar kullanılarak açıklanabilir. Düzlemsel aynalar kendilerine gelen ışığı, geliş açısı neyse o açıyla tekrar yansıtır fakat açıklıkları değiştirilen aynalar gelen ışığı tek bir noktaya odaklayacak şekilde yansıtabilirler. AYY'ler özel bir meta malzeme kullanılarak yapıldığı için bu etkiyi fiziksel olarak şekil değişikliği gerekmeden yapabilirler, bu etki Şekil 3.3'te gözlemlenebilir.



Şekil 3.3: AYY kullanarak kullanıcıya sinyali yönlendirme [72].



4. AYY FAZLARININ SÜREKLİ VE AYRIK DEĞERLERLE ENİYİLEMESİ

Çoklu giriş çoklu çıkış (ÇGÇÇ) teknolojisi, kablosuz haberleşme sistemlerinin enerji ve spektrum verimliliğini iyileştirmiştir; fakat ÇGÇÇ teknolojisi karmaşık donanımlara ihtiyaç duyar ve maliyeti yüksektir. Bu nedenle, ÇGÇÇ'nin özellikle yüksek frekanslarda kullanılması zordur [74,75]. Son zamanlarda, Akıllı Yansıtıcı Yüzeyler, 5G ötesi teknolojiler için anahtar tekniklerden birisi olarak öne çıkmıştır [76]. AYY, haberleşme sistemini destekleyen; ince, iki boyutlu bir meta yüzeydir. İlgili uygulamaya göre, AYY, kendisine çarpan elektromanyetik dalgaları kontrol etme ve dönüştürme yeteneğine sahiptir. AYY, her biri kendisine çarpan sinyali ayarlanabilir bir faz kaymasıyla yansıtan çok sayıda pasif elemandan oluşur. Pasif elemanların faz kaymaları uygun bir şekilde ayarlandığında, istenen bir yansıtma şablonu elde edilir. Bu sayede AYY düşük güç tüketimiyle haberleşme kalitesini artırır. AYY'nin haberleşme sistemleriyle ilgili mevcut olan diğer teknolojilerden farklı olduğuna değinmek gerekir. Bu teknolojilerden bazıları yükseltici ve iletici röle (amplify and forward relay), geri saçılım haberleşmesi (backscatter communication), aktif, akıllı yüzey tabanlı MIMO'dur. Akıllı yansıtıcı yüzeyler ve diğer teknolojilerin karşılaştırılması çizelge 4.1'de yapılmıştır [29].

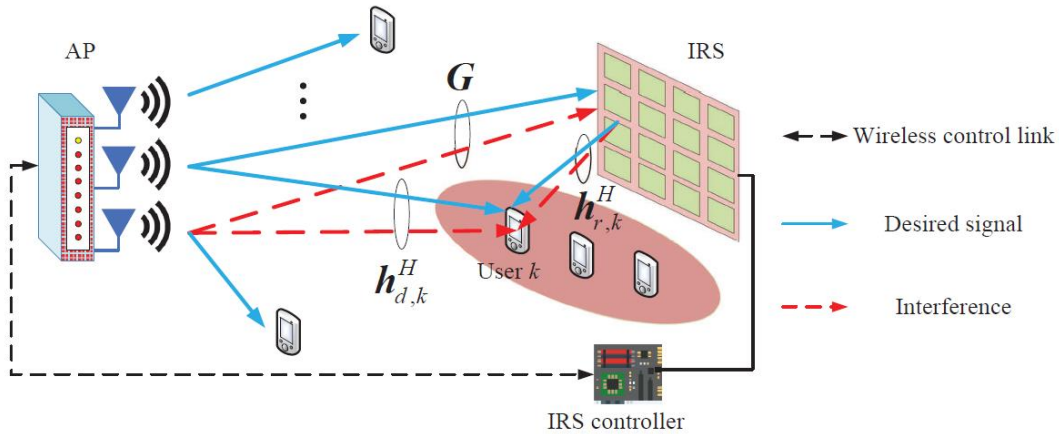
Çizelge 4.1: AYY ve diğer teknolojilerin kıyaslanması.

Teknoloji	Çalışma Şekli	Çift Yön	RF Zincir Sayısı	Maliyet	Enerji Tüketimi	Rol
AYY	Pasif yansıtıcı	Tam	0	Düşük	Düşük	Yardım
Backscatter	Pasif yansıtıcı	Tam	0	Düşük	Çok Düşük	Kaynak
Röle	Aktif	Yarım/Tam	N	Yüksek	Yüksek	Yardım

AYY'nin diğer teknolojilere göre getirdiği avantajlar olsa da bu teknolojiyi geleneksel haberleşme sistemlerine entegre etmenin getirdiği bazı zorluklar vardır. Bunlardan ilki AYY'nin elemanlarının pasif olmasıdır. Pasif elemanlardan oluşan AYY, kendisine gelen pilot sinyalleri sezemez ve kanal durum bilgisini (KDB) elde edemez. İncelenmesi gereken ikinci zorluk, mevcut bir haberleşme sistemine AYY eklendiğinde haberleşme kanallarının katsayı miktarının artmasıdır. Tahmin edilmesi gereken katsayı miktarının çokluğu ve sadece birleşik kanal bilgisinin mevcut olması AYY elemanlarının faz değerlerinin eniyilenmesini zorlaştırır. AYY elemanlarının optimizasyonu, faz kayması değerlerinin sürekli veya ayırık olmasına göre değişkenlik gösterir. Sıradaki alt bölümlerde, AYY elemanlarının faz kayması değerlerinin optimizasyonu anlatılmıştır.

4.1 Sürekli Değerli AYY Elemanlarının Fazlarının Eniyilenmesi

Şekil 4.1'de AYY destekli, çok girişli tek çıkışlı haberleşme sistemi verilmiştir. Baz istasyonu çok sayıda kullanıcıya hizmet vermektedir.



Şekil 4.1: AYY destekli, çok kullanıcıli haberleşme sistemi [26].

Bu sistemde aşağı yönlü iletim çalışılmıştır, yani baz istasyonundan kullanıcıya doğru sinyal iletimi yapılmaktadır. Bölüm 1'de çift yönlü zaman bölmeli modda çalışan haberleşme sistemlerinde kanal karşılıklılığı olduğundan bahsedilmiştir, kanal karşılıklılığı özelliği kullanılarak aşağı yönlü iletim için çıkarılan sonuçların tamamı, yukarı yönlü iletim durumunda da geçerlidir. Sistemde M antenli bir baz istasyonu, K adet kullanıcıya hizmet vermektedir. Baz istasyonu ile kullanıcılar arasında haberleşmeye yardımcı olan bir AYY vardır, AYY'nin eleman sayısı N 'dir. AYY'nin faz kayması konfigürasyonu, AYY kontrolcüsü tarafından yapılır, AYY kontrolcüsü,

baz istasyonuna bir arka bağlantı üzerinden bağlanır. AYY kontrolcüsü, AYY'nin iki farklı duruma geçiş yapmasını sağlar. Bu durumlar, kanal tahmini için alıcı modu ve veri iletimi için yansıtıcı modudur [77]. Yüksek yol kaybından dolayı, AYY tarafından iki veya daha çok kez yansıtılan sinyallerin gücü ihmal edilmiştir. AYY'nin sağladığı teorik kazancın hesaplanması için mükemmel kanal durum bilgisine sahip olunduğu varsayılır. Yani baz istasyonu-AYY, AYY-kullanıcı, baz istasyonu-kullanıcı arasındaki kanallar yarı statik düz sönümlü kanallar olarak modellenmiştir.

Baz istasyonu-AYY, AYY-kullanıcı k, baz istasyonu-kullanıcı k arasındaki kanallar sırasıyla $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{N \times M}$, $\mathbf{h}_{r,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times N}$, $\mathbf{h}_{d,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times M}$ şeklinde ifade edilir, $k = 1, \dots, K$. AYY'den kullanıcıya olan kanal, geleneksel direkt kanaldan daha farklı davranır, radyo frekansı tanıma haberleşmesinde bu kanal geri saçılım kanalı olarak adlandırılır [29]. AYY elemanlarının her biri, verici tarafından yollanan sinyallerin toplanmış halini alır, ardından sinyallerin genliğini ve fazını değiştirerek istenen noktaya doğru yönlendirir. AYY elemanlarının gelen sinyale uyguladığı faz kayması $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \dots, \dots, \theta_N]$, şeklinde gösterilir. AYY, kendisine gelen sinyal ile yansıttığı sinyal arasında birebir eşleme yapar, bu eşlemenin yapılmasını matematiksel olarak ifade etmek için $N \times N$ boyutlarında diyagonal bir matris oluşturulur. Bu matris $\boldsymbol{\Theta} = \text{diag}(\beta_1 e^{j\theta_1}, \beta_2 e^{j\theta_2}, \dots, \beta_N e^{j\theta_N})$ şeklinde ifade edilir. Burada j, karmaşık birimdir, matrise kısaca yansıtıcı-katsayıları matrisi denir [26]. $\theta_n \in [0, 2\pi)$ ve $\beta_n \in [0, 1]$ sırasıyla n. elemanın faz kayması değerini ve genlik değerini ifade eder. Yani baz istasyonu-AYY-kullanıcı kanalı 3 farklı kanalın birleşimi olarak gösterilir.

Baz istasyonunda, doğrusal iletim ön kodlaması (linear transmit precoding) yapılır, her kullanıcı için hüzmeye oluşturma vektörü kodlanır. Böylece, baz istasyonu tarafından iletilen karmaşık taban bandı sinyal $\mathbf{x}_k = \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k s_k$ şeklinde ifade edilir, burada s_k k kullanıcıya iletilen veridir, $\mathbf{w}_k \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ ise k kullanıcıya denk düşen hüzmeye oluşturma vektörüdür. Her kullanıcıya iletilen verinin beklenen değeri 0, varyansı 1'dir, k kullanıcısı tarafından alınan sinyal Denklem (4.1)'de ifade edilmiştir, kullanıcıya hem direkt kanaldan hem de AYY destekli kanaldan veri gelir.

$$y_k = (\mathbf{h}_{r,k}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_{d,k}^H) \sum_{j=1}^K \mathbf{w}_j s_j + n_k \quad 1, \dots, K \quad (4.1)$$

Burada n_k k kullanıcısındaki toplanır beyaz Gauss gürültüsünü ifade eder ve gürültünün varyansı σ_k^2 olarak ifade edilir.

Buna göre, k kullanıcısındaki sinyal-girişim gürültü oranı (SINR) Denklem (4.2)'deki gibi ifade edilir.

$$SINR_k = \frac{|(\mathbf{h}_{r,k}^H \mathbf{\Theta G} + \mathbf{h}_{d,k}^H) \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{j \neq k}^K |(\mathbf{h}_{r,k}^H \mathbf{\Theta G} + \mathbf{h}_{d,k}^H) \mathbf{w}_j|^2 + \sigma_k^2}, \quad k = 1, \dots, K \quad (4.2)$$

Bu problemdeki objektif fonksiyonumuz iletim gücünü minimize etmektir, iletilen sinyalin gücünü minimum seviyede tutmak için baz istasyonu hüzme oluşturma vektörü ve AYY elemanlarının faz kayması değerlerinin ortak eniyilenmesi gerekir. Hüzme oluşturma vektörü ve AYY elemanlarının faz kaymasının eniyilenmesi kullanıcıdaki minimum SINR değerine bağlı olarak yapılır. Bu problem Denklem (4.3-4.5)'te ifade edilmiştir [26].

$$(P1): \min_{\mathbf{w}, \theta} \sum_{k=1}^K \|\mathbf{w}_k\|^2 \quad (4.3)$$

$$\text{koşuluyla} \quad \frac{|(\mathbf{h}_{r,k}^H \mathbf{\Theta G} + \mathbf{h}_{d,k}^H) \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{j \neq k}^K |(\mathbf{h}_{r,k}^H \mathbf{\Theta G} + \mathbf{h}_{d,k}^H) \mathbf{w}_j|^2 + \sigma_k^2} \geq \gamma_k, \forall_k \quad (4.4)$$

$$0 \leq \theta_n \leq 2\pi, \quad n = 1, \dots, N \quad (4.5)$$

Burada γ_k , k kullanıcısının minimum SINR gereksinimidir. P1 probleminin objektif fonksiyonu ve kısıtları konveks olmasına rağmen Denklem (4.4)'teki konveks olmayan kısıtlardan dolayı problemin çözümü zordur, yine de optimum değere yakın sonuç veren çözüm bulunabilir, gelecek iki kısımda tek kullanıcıli sistemde bu yaklaşım ve yerel optimum sonucu veren yaklaşım anlatılacaktır.

4.1.1 Tek kullanıcıli sistemde eniyileme algoritmaları

Sistem tek kullanıcıli hale geldiğinde P1 problemi basitleştirilmiş bir hale gelir, burada kullanıcı indeksi k ortadan kalkar ve problem sadece sinyal gürültü oranına göre çözülür. Sadeleşmiş problem 2 Denklem (4.6-4.8)'de verilmiştir.

$$(P2): \min_{\mathbf{w}, \theta} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (4.6)$$

$$\text{koşuluyla} \quad |(\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta G} + \mathbf{h}_d^H) \mathbf{w}|^2 \geq \sigma^2 \gamma \quad (4.7)$$

$$0 \leq \theta_n \leq 2\pi, n = 1, \dots, N \quad (4.8)$$

Problem her ne kadar basitleştirilmiş olsa da halen konveks bir problem değildir. Bu problemin çözümü için yarı belirgin gevşetme (semidefinite relaxation-SDR) ve alternatif optimizasyon metotları kullanılır.

SDR yaklaşımı, problem 2'nin optimum alt sınırını bulmamıza yardımcı olur. Verilen herhangi bir faz konfigürasyonu için maksimum oranlı iletim hüzme oluşturma vektörünün optimum vektör olduğu bilinmektedir [78]. Bu vektör $\mathbf{w}^* = \sqrt{P} \frac{(\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H)^H}{\|\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H\|}$ şeklinde ifade edilir. Burada P baz istasyonundaki iletim gücünü ifade eder, optimum $\mathbf{w}^*$ vektörü problem ikide gerekli yere koyulursa yeni problem Denklem (4.9-4.11)'deki gibi ifade edilir.

$$\min_{p, \theta} p \quad (4.9)$$

$$\text{koşuluyla } p \|\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H\|^2 \geq \sigma^2 \gamma \quad (4.10)$$

$$0 \leq \theta_n \leq 2\pi, n = 1, \dots, N \quad (4.11)$$

Bu şartı sağlayan minimum iletim gücünün $P^* = \frac{\gamma \sigma^2}{\|\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H\|^2}$ olduğunu doğrulamak kolaydır, yani iletim gücünü minimize etmek için haberleşme kanalının güç kazancını maksimum değere ulaştırmak gerekir. Yeni problem Denklem (4.12) ve (4.13)'te tanımlanmıştır.

$$\max_{\theta} \|\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H\|^2 \quad (4.12)$$

$$\text{koşuluyla } 0 \leq \theta_n \leq 2\pi, n = 1, \dots, N \quad (4.13)$$

Değişken değiştirme yapılırsa $\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} = \mathbf{v}^H \mathbf{\Phi}$ elde edilir, burada $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_N]^H$ şeklinde tanımlanır, $v_n = e^{j\theta_n}$ ve $\|\mathbf{v}_n\| = 1$ olur. $\mathbf{\Phi} = \text{diag}(\mathbf{h}_r^H) \mathbf{G} \in \mathcal{C}^{N \times M}$ Tanımlanır böylece $\|\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H\|^2 = \|\mathbf{v}^H \mathbf{\Phi} + \mathbf{h}_d^H\|^2$ elde edilir ve Denklem (4.12) tekrardan Denklem (4.13) ve (4.14)'teki gibi tanımlanabilir.

$$\max_{\mathbf{v}} \mathbf{v}^H \mathbf{\Phi} \mathbf{\Phi}^H \mathbf{v} + \mathbf{v}^H \mathbf{\Phi} \mathbf{h}_d + \mathbf{h}_d^H \mathbf{\Phi}^H \mathbf{v} + \|\mathbf{h}_d^H\|^2 \quad (4.14)$$

$$\text{koşuluyla } |v_n|^2 = 1 \forall n \quad (4.15)$$

Denklem (4.14) konveks olmayan, kuadratik kısıtlı programdır ve homojen kuadratik program olarak yeniden tanımlanabilir [79], bu işlem yapılırken yardımcı bir t değişkeni tanımlanır. Bu tanımlamalar Denklem (4.16) ve (4.17)'de verilmiştir.

$$\max_{\bar{\mathbf{v}}} \quad \bar{\mathbf{v}}^H \mathbf{R} \bar{\mathbf{v}} + \left\| \mathbf{h}_d^H \right\|^2 \quad (4.16)$$

$$\text{koşuluyla} \quad |\bar{v}_n|^2 = 1 \quad n = 1, \dots, N+1 \quad (4.17)$$

Burada $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{\Phi} \mathbf{\Phi}^H & \mathbf{\Phi} \mathbf{h}_d \\ \mathbf{h}_d^H \mathbf{\Phi}^H & 0 \end{bmatrix}$ ve $\bar{\mathbf{v}} = \begin{bmatrix} \mathbf{v} \\ t \end{bmatrix}$ olarak tanımlanır. Denklem (4.18)

halen daha konveks olmadığı için SDR uygulanır ve elde edilen problem konveks optimizasyon çözümleri ile çözülebilir. Bu çözümlere örnek olarak CVX [80] verilebilir.

SDR yaklaşımından daha az kompleks olan bir yaklaşım da çözüm olarak sunulabilir. Bu yaklaşıma alternatif optimizasyon yaklaşımı denir, bu metodun yaklaşımı AYY elemanlarının iteratif olarak güncellenmesidir. Bu güncelleme yakınsama gerçekleşene kadar devam eder. Bu yaklaşımda hüzmeye oluşturma vektörü yön ve güç olacak şekilde iki parçaya ayrılır, $\mathbf{w} = \sqrt{P} \bar{\mathbf{w}}$ şeklinde ifade edilir. Hüzmeye oluşturma vektörünün yönü sabitken, problem güç ve AYY faz konfigürasyonunun ortak eniyilenmesi halini alır. Bu durum Denklem (4.18) ve (4.19)'da tanımlanmıştır.

$$\max_{\theta} \quad |(\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H) \bar{\mathbf{w}}|^2 \quad (4.18)$$

$$\text{koşuluyla} \quad 0 \leq \theta_n \leq 2\pi, n = 1, \dots, N \quad (4.19)$$

Problem konveks olmamasına rağmen, üçgen eşitsizliği kullanılarak kapalı formda bir çözüme ulaşılabılır. Bu durum Denklem (4.20)'de verilmiştir.

$$|(\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H) \bar{\mathbf{w}}| = |(\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} \bar{\mathbf{w}} + \mathbf{h}_d^H \bar{\mathbf{w}})| \leq |\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} \bar{\mathbf{w}}| + |\mathbf{h}_d^H \bar{\mathbf{w}}| \quad (4.20)$$

Denklem (4.20)'deki eşitsizlik sadece $\arg(\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} \bar{\mathbf{w}}) = \arg(\mathbf{h}_d^H \bar{\mathbf{w}})$ eşitliği olursa eşit olur. Gerekli değişken değiştirmeler yapılarak eşitliği sağlayan AYY faz kayması değerleri bulunur, bu değerler bulunduktan sonra optimum güç değeri hesaplanır ve

sonrasında $\bar{\mathbf{w}}^* = \frac{(\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H)^H}{\|\mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H\|}$ kullanılarak optimum iletim yönü bulunur.

4.2 Ayırık Değerli AYY Elemanlarının Fazlarının Eniyilenmesi

AYY elemanlarının faz kaymalarının sürekli değerler alması, pratik uygulamaların gerçekleştirilmesini zorlaştırır. Örneğin 16 farklı seviyede faz kayması uygulamak istiyorsak $\log_2 16 = 4$ farklı PIN diyot kullanılması gerekir. Bu durum AYY elemanlarının tasarlanmasını zorlaştırır. AYY elemanları ayırık değerler aldığında pratik uygulamalar hem daha kolay gerçekleştirilir hem de daha uygun maliyetli hale gelir. Bu yüzden AYY elemanlarının belirli bir kümeden, sınırlı değerler alabilecek şekilde tasarlanması gereklidir. Bölüm 4.1'deki kanal tanımları ve hüzme oluşturma vektörü kullanılarak yeni problem tanımlanabilir, bölüm 4.1'deki problem tanımına ek olarak sadece AYY faz kayması değerleri sınırlı sayıdadır, bu durum $F = \{0, \Delta\theta, \dots, \Delta\theta(K-1)\}$ şeklinde ifade edilir. Burada $\Delta\theta = \frac{2\pi}{K}$ ve $K = 2^b$ 'dir [26]. Bu şartlar kullanılarak tanımlanan problem Denklem (4.21- 4.23)'te verilmiştir.

$$(P3): \min_{W, \theta} \sum_{k=1}^K \|w_k^2\| \quad (4.21)$$

$$\text{koşuluyla} \quad \frac{|(\mathbf{h}_{r,k}^H \mathbf{\Theta G} + \mathbf{h}_{d,k}^H) \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{j \neq k}^K |(\mathbf{h}_{r,k}^H \mathbf{\Theta G} + \mathbf{h}_{d,k}^H) \mathbf{w}_j|^2 + \sigma_k^2} \geq \gamma_k, \forall_k \quad (4.22)$$

$$\theta_n \in F \quad (4.23)$$

Denklem (4.22)'deki kısıtlar konveks değildir ve Denklem (4.23)'teki şart AYY elemanlarının faz kayması değerlerini sınırlar. Bu problem karmaşık tam sayılı doğrusal olmayan programlama (MINLP) sınıfına girer ve genellikle polinom zamanlı çözümleri yoktur. Tek kullanıcıli sistemlerde, değişken değiştirme ve bazı gevşetmeler yapılarak optimal ve yüksek kaliteli alt optimal çözümler önerilebilir. Bölümün devamında tek kullanıcıli sistemlerde sunulan alt optimum çözüm açıklanmıştır.

Kullanıcı sayısı bir olduğunda zaman ve frekans boyutlarında sadece tek kullanıcı düşünülerek hesaplar yapılır. Tek kullanıcı olduğu zaman kullanıcılar arası girişim olmayacağı için sadece kullanıcıdaki sinyal gürültü oranı (SNR) düşünülerek problem tanımlanır. P3 probleminin basitleştirilmiş hali Denklem (4.24- 4.26)'da tanımlanmıştır.

$$\min_{\mathbf{w}, \theta} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (4.24)$$

$$\text{koşuluyla} \quad |((\mathbf{h}_r^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H) \mathbf{w})|^2 \geq \sigma^2 \gamma \quad (4.25)$$

$$\theta_n \in F, \forall n \quad (4.26)$$

Verilen herhangi bir θ faz konfigürasyonu için maksimum oranlı iletim hüzme oluşturma vektörünün optimum çözüm olduğuna bölüm 4.1’de değinilmişti. Bu vektör

$$\mathbf{w}^* = \sqrt{P} \frac{(\mathbf{h}_r^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H)^H}{\|\mathbf{h}_r^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H\|^2}$$

$$\mathbf{w}^* \text{ Denklem (4.25)’te yerine konulursa optimum iletim gücü } P^* = \frac{\gamma \sigma^2}{\|\mathbf{h}_r^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H\|^2}$$

olarak bulunur. Böylece iletim gücünü minimize etmek için birleşik kanal kazancını maksimize etmemiz gerekir. Kanal kazancının maksimum değere ulaşması Denklem (4.27) ve Denklem (4.28)’de matematiksel olarak ifade edilmiştir.

$$\max_{\theta} \|\mathbf{h}_r^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H\|^2 \quad (4.27)$$

$$\text{koşuluyla} \quad \theta_n \in F, \forall n \quad (4.28)$$

Burada $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_N]^H$, $v_n = e^{j\theta_n}$ olacak şekilde tanımlanıp, değişken değiştirme yapılırsa $\mathbf{h}_r^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} = \mathbf{v}^H \boldsymbol{\Phi}$ elde edilir. $\boldsymbol{\Phi} = \text{diag}(\mathbf{h}_r^H) \mathbf{G} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ Tanımlanır ve böylece $\|\mathbf{h}_r^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} + \mathbf{h}_d^H\|^2 = \|\mathbf{v}^H \boldsymbol{\Phi} + \mathbf{h}_d^H\|^2$ eşitliği elde edilir. Burada $\mathbf{A} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Phi}^H$ ve $\widehat{\mathbf{h}}_d = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{h}_d$ olacak şekilde tanımlanırsa Denklem (4.27) yeniden yazılabilir, yeniden yazılmış hali Denklem (4.29) ve Denklem (4.30)’da verilmiştir.

$$(P4): \max_{\theta} \mathbf{v}^H \mathbf{A} \mathbf{v} + 2\text{Re}\{\mathbf{v}^H \widehat{\mathbf{h}}_d\} + \|\mathbf{h}_d^H\|^2 \quad (4.29)$$

$$\text{koşuluyla} \quad \theta_n \in F, \forall n \quad (4.30)$$

YYY elemanlarının sadece 1 tanesinin değerini optimize edip, geri kalanı sabit tutularak bir alt optimum çözüm elde edilir. Bu süreç tüm elemanlar için yapılır ve yakınsamaya ulaşılan kadar devam eder. P4 tekrar yazılır ve elde edilen çözüm Denklem (4.31-4.33)’te sunulur [26].

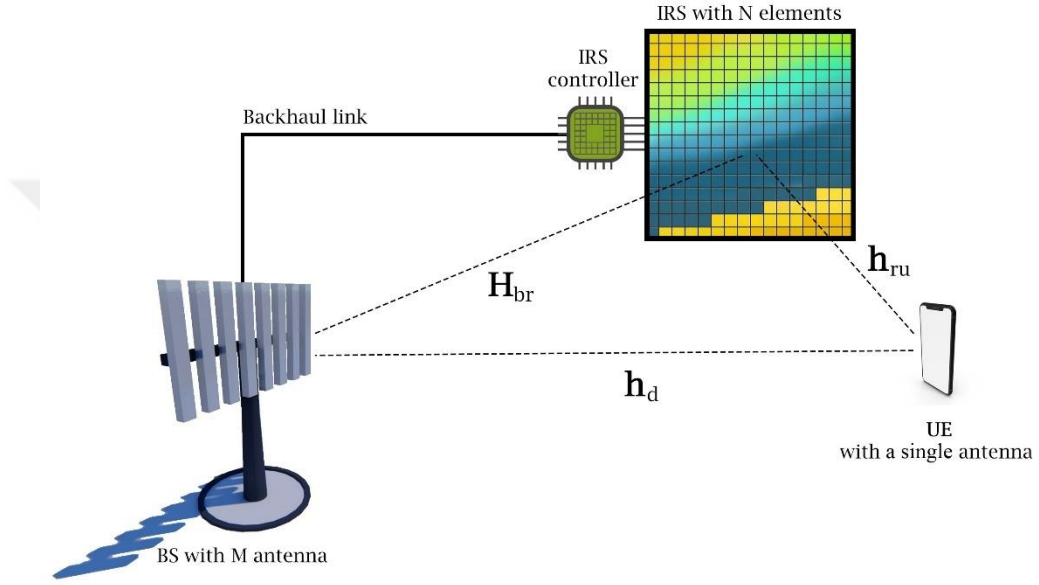
$$2\text{Re}\{e^{j\theta_n} \zeta_n\} + \sum_{l \neq n}^N \sum_{i \neq n}^N \mathbf{A}(l, i)^{j(\theta_l - \theta_i)} + C \quad (4.31)$$

$$\zeta_n = \sum_{l \neq n}^N \mathbf{A}(n, l)^{-j(\theta_l)} + \widehat{\mathbf{h}}_d(n) = |\zeta_n| e^{-j\varphi_n} \quad (4.32)$$

$$\theta_n^* = \arg \min_{\theta \in F} |\theta - \varphi_n| \quad (4.33)$$

5. SİSTEM MODELİ VE DERİN ÖĞRENME MİMARİSİ

Tez kapsamında kullanılan sistem modeli şekil 5.1’de görülebilir.



Şekil 5.1: Çok antenli baz istasyonu ve tek antenli kullanıcı arasındaki AYY destekli haberleşme [30]

Bu çalışmada, M antenli bir baz istasyonu, tek antenli bir kullanıcı arasındaki haberleşme modellenmiştir. Baz istasyonu ve kullanıcı arasındaki haberleşme N elemanlı düzlemsel bir AYY ile desteklenmiştir. AYY'nin bir satırı N_H , bir sütunu N_V elemandan oluşur. Baz istasyonu ve AYY'nin konumları sabittir, kullanıcı farklı konumlarda bulunabilir. AYY'nin her elemanı gelen dar bant sinyale bir faz kayması uygular. Faz, AYY kontrol cihazı tarafından ayarlanır. AYY kontrol cihazı, AYY ile baz istasyonu arasında uyum sağlamak amacıyla arka bağlantı üzerinden baz istasyonuna bağlanır. AYY elemanlarının yapılandırılması için kanal durum bilgisi kritiktir. Bu sebeple baz istasyonu tarafında kanal kestirimi için pilot tabanlı eğitim yapılmıştır. Tasarladığımız sistem çift yönlü zaman bölmesi modunda çalışır.

Baz istasyonu-kullanıcı, baz istasyonu-AYY, AYY-kullanıcı arasındaki kanallar sırasıyla $\mathbf{h}_d \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, $\mathbf{H}_{br} \in \mathbb{C}^{M \times N}$, $\mathbf{h}_{ru} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ şeklinde gösterilir. Kanal

kestiriminde, kullanıcı $x_t \in C$ pilot sinyalini yollar. Baz istasyonunda alınan sinyal Denklem (5.1)'deki gibi tanımlanır.

$$\mathbf{y}_t = (\mathbf{h}_d + \mathbf{H}_{br} \text{diag}(\boldsymbol{\phi}_t) \mathbf{h}_{ru}) x_t + \mathbf{n}_t \quad (5.1)$$

Burada $\mathbf{n}_t$ toplanır beyaz Gauss gürültüsüdür, t zaman diliminde AYY'nin faz konfigürasyonu $\boldsymbol{\phi}_t = [e^{j\phi_{t,1}}, \dots, e^{j\phi_{t,N}}]^T \in C^{N \times 1}$ şeklinde gösterilir. $\phi_{t,n}$ n. elemanın faz kaymasıdır. AYY elemanlarının faz kayması, $[0, 2\pi)$ aralığında eşit aralıklı olarak dağıtılmış sınırlı sayıda değer alır. Her seviyeyi temsil etmek için kullanılan bit sayısı b ile gösterilir. O halde, her bir elemanın faz kayması kümesi $F = \{0, \Delta\theta, \dots, \Delta(K-1)\}$ olarak tanımlanır. Burada $\Delta\theta = \frac{2\pi}{K}$ ve $K = 2^b$ dir.

Baz istasyonu x eksenine yerleştirilmiştir ve düzgün doğrusal anten dizisi vardır. Baz istasyonu ve AYY'nin konumları sabit olduğu için baz istasyonu, AYY arasındaki kanal Denklem (5.2)'deki gibi tanımlanır. Bu kanal statik görüş hattı kanalıdır.

$$\mathbf{H}_{br} = \sqrt{\beta_{br}} \mathbf{a}_{BS}(\varphi_{BS}, \vartheta_{BS}) \mathbf{a}_{IRS}(\varphi_{IRS}, \vartheta_{IRS})^H \quad (5.2)$$

Burada β_{br} yol kaybı katsayısıdır, baz istasyonu dizi tepki vektörü Denklem (5.3)'teki gibi tanımlanır.

$$\mathbf{a}_{BS}(\varphi_{BS}, \vartheta_{BS}) = [1, \dots, e^{j2\pi(M-1)d_H \cos(\varphi_{BS}) \cos(\vartheta_{BS})}]^T \quad (5.3)$$

Burada $\varphi_{BS}, \vartheta_{BS}$ baz istasyonundan AYY'ye doğru olan azimut ve yükselme varış açılarını ifade eder. Anten aralık parametresi dalga boyu sayısı ile ölçülür ve d_H olarak tanımlanır. AYY yz-düzlemine yerleştirilmiştir ve dizi tepki vektörü Denklem (5.4)'teki gibi tanımlanır.

$$\mathbf{a}_{IRS}(\varphi_{IRS}, \vartheta_{IRS}) = [e^{jk(\varphi_{IRS}, \vartheta_{IRS})^T \mathbf{u}_1}, \dots, e^{jk(\varphi_{IRS}, \vartheta_{IRS})^T \mathbf{u}_N}]^T \quad (5.4)$$

Burada $\varphi_{IRS}, \vartheta_{IRS}$ AYY'den baz istasyonuna azimut ve yükselme ayrılış açılarını ifade eder. Düzlemsel bir AYY ile çalıştığımız için dalga vektörü Denklem (5.5)'teki gibi ifade edilir.

$$\mathbf{k}(\varphi_{IRS}, \vartheta_{IRS}) = \frac{2\pi}{\lambda_c} \begin{bmatrix} \cos(\varphi_{IRS}) \cos(\vartheta_{IRS}) \\ \sin(\varphi_{IRS}) \cos(\vartheta_{IRS}) \\ \sin(\vartheta_{IRS}) \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

İndeksleme vektörü $\mathbf{u}_n = [0, i(n)d_r \lambda_c, j(n)d_r \lambda_c]^T$ şeklinde gösterilir. Taşıyıcı frekanstaki dalga boyu λ_c ile gösterilir. $i(n) = \text{mod}(n-1, N_H), j(n) = \lfloor \frac{n-1}{N_H} \rfloor$ AYY elemanlarının konumlarının belirtilmesi için kullanılır [81]. Parametre d_r , AYY'deki elemanların hem yatay hem de dikey yöndeki aralık parametresidir.

Kullanıcı-Baz istasyonu, Kullanıcı-AYY arasındaki kanallar Saleh-Valenzuela kanal modeli [82] kullanılarak modellenmiştir. Sırasıyla L_d ve L_{ru} kanal olduğu varsayılmıştır. Bu kanal modelleri Denklem (5.6) ve (5.7)'de verilmiştir.

$$\mathbf{h}_d = \sum_{l=1}^{L_d} \frac{\sqrt{1}}{\sqrt{L_d}} \alpha_d^l \mathbf{a}_{BS}(\varphi_{BS}^l, \theta_{BS}^l) \quad (5.6)$$

$$\mathbf{h}_{ru} = \sum_{l=1}^{L_{ru}} \frac{\sqrt{1}}{\sqrt{L_{ru}}} \alpha_{ru}^l \mathbf{a}_{IRS}(\varphi_{IRS}^l, \theta_{IRS}^l) \quad (5.7)$$

T zaman diliminde, Denklem (5.1) farklı şekilde yazılabilir, bu durum Denklem (5.8)'de verilmiştir.

$$\mathbf{y}_t = (\mathbf{h}_d + \mathbf{V}(\boldsymbol{\phi}_t))\mathbf{x}_t + \mathbf{n}_t \quad (5.8)$$

Burada $\mathbf{V} = \mathbf{H}_{br} \text{diag}(\mathbf{h}_{ru}) = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2 \dots \mathbf{v}_N] \in \mathcal{C}^{M \times N}$ olarak tanımlanır. Kullanıcı, pilot sinyalleri T sefer yollar, tahmin periyodunda kanalların sabit olduğu varsayılmıştır. $\boldsymbol{\phi}_t$ konfigürasyonu her t zaman diliminde tekrar ayarlanmıştır. Baz istasyonundaki pilot sinyallerin toplamı, Denklem (5.9)'daki gibi ifade edilir, bu sinyallerin toplamının matris çarpımı halinde yazılışı Denklem (5.10)'da verilir.

$$\mathbf{y}_p = [\mathbf{y}_1^T \mathbf{y}_2^T \dots \dots \dots \mathbf{y}_T^T]^T \in \mathcal{C}^{TM \times 1} \quad (5.9)$$

$$\mathbf{y}_p = \mathbf{X}(\boldsymbol{\Phi} \otimes \mathbf{I}_M)\mathbf{h} + \mathbf{n} \quad (5.10)$$

Burada, pilot sinyaller $\mathbf{X}$ matrisinde toplanmıştır ve $\mathbf{X} = \text{diag}([x_1 \mathbf{I}_M, \dots \dots x_T \mathbf{I}_M]) \in \mathcal{C}^{TM \times TM}$ şeklinde yazılır. Kanallar $\mathbf{h} = [\mathbf{h}_d^T, \mathbf{v}_1^T, \dots \dots \mathbf{v}_N^T]^T$ olacak şekilde birleştirilmiştir.

AYY'nin tüm faz konfigürasyonları Denklem (5.11)'de birleştirilmiştir.

$$\boldsymbol{\Phi} = [\widetilde{\boldsymbol{\phi}}_1 \dots \dots \dots \widetilde{\boldsymbol{\phi}}_T]^T \in \mathcal{C}^{Tx(N+1)} \quad (5.11)$$

Burada $\widetilde{\boldsymbol{\phi}}_t = [1, \boldsymbol{\phi}_t^T]^T \in \mathcal{C}^{(N+1) \times 1}$ olarak ifade edilmiştir, bu ifade hem direkt kanalı hem de ardışık kanalı kapsayan genişletilmiş yansıtma şablonudur. Kanal tahmini periyodunda denklem 5.11'deki matris ayrık Fourier dönüşüm matrisi olarak seçilir ve eğitim periyodu buna göre yapılır. Şekil 5.2'de ayrık Fourier dönüşüm matrisi verilmiştir, burada $\omega = e^{-\frac{j2\pi}{N}}$ 'dir.

$$\frac{1}{\sqrt{N}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & \omega & \omega^2 & \omega^3 & \dots & \omega^{N-1} \\ 1 & \omega^2 & \omega^4 & \omega^6 & \dots & \omega^{2(N-1)} \\ 1 & \omega^3 & \omega^6 & \omega^9 & \dots & \omega^{3(N-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \omega^{N-1} & \omega^{2(N-1)} & \omega^{3(N-1)} & \dots & \omega^{(N-1)(N-1)} \end{bmatrix}.$$

Şekil 5.2: Ayırık Fourier dönüşüm matrisi.

Sistem modelinde ayırık Fourier dönüşüm matrisi yapısı kullanılmıştır ve bu matrisin matematiksel ifadesi Denklem (5.12)'de verilmiştir [83].

$$[\Phi]_{t,n} = e^{-\frac{j2\pi(t-1)(n-1)}{N+1}} \quad (5.12)$$

AYY'nin faz değerleri ayırık olarak eniyileneceği için, Denklem (5.12)'deki matrisin kullanılan seviye sayısına göre değer alması gerekir, bu işlem Denklem (5.13)'te gösterilmiştir.

$$\arg \min_{\phi \in F} = |e^{j\phi} - e^{-\frac{j2\pi(t-1)(n-1)}{N+1}}| \quad (5.13)$$

Bu matris birim çember üzerinde N+1 farklı değer alabilir, bu sayede matrisin rankı (T, N+1) değerlerinden küçük olan değer olur, matrisin sağladığı avantajlardan birisi de elemanlarının boylarının değerinin bir olmasıdır. AYY elemanlarının genlik değerleri birden farklı değer alırsa pratik uygulamaların karmaşıklığı artar. Bu matrisin kullanımı pratik uygulamaların karmaşıklığını azaltacaktır.

Kanal tahmini periyodunda $T \geq N + 1$ olduğu varsayılarak en küçük kareler (EKK) tahmin edicisiyle kanal tahmini yapılmıştır. Bu tahmin Denklem (5.14)'te verilmiştir.

$$\hat{\mathbf{h}} = \arg \min_{\mathbf{h}} \left\| \mathbf{P}\mathbf{h} - \mathbf{y}_p \right\|_2^2 = (\mathbf{P}^H \mathbf{P})^{-1} \mathbf{P}^H \mathbf{y}_p \quad (5.14)$$

Burada $\mathbf{P} = \mathbf{X}(\Phi \otimes \mathbf{I}_M)$ gözlem matrisidir. Baz istasyonu, bu kanal tahminlerini kullanarak, hüzme oluşturma vektörünü ve AYY elemanlarının optimum konfigürasyonlarını hesaplar, optimum değerler arka bağlantı yardımıyla AYY kontrolcüsüne gönderilir.

5.1 AYY Faz Kayması Değerlerinin Sürekli Çözümü

Elimizde mükemmel KDB varsa, AYY'nin optimum faz değerleri ve baz istasyonundaki optimum hüzme oluşturma vektörünün ortak olarak en iyilenmesi bölüm 4'teki alternatif optimizasyon metoduyla yapılabilir. Optimizasyon aşamaları Denklem (5.15) ve (5.16)'da verilmiştir.

$$\phi_n^{\text{opt}} = \arg(\mathbf{h}_d^H \mathbf{w}) - \arg(\mathbf{v}_n^H \mathbf{w}) \quad (5.15)$$

$$\mathbf{w}^{\text{opt}} = \frac{\mathbf{h}_d + \mathbf{V}(\phi^{\text{opt}})^*}{\|\mathbf{h}_d + \mathbf{V}(\phi^{\text{opt}})^*\|} \quad (5.16)$$

Denklem (5.16)' da $\Phi^{\text{opt}} = [\phi_1^{\text{opt}}, \dots, \phi_N^{\text{opt}}]^T \in \mathbb{C}^N$ şeklinde yazılır. Hüzme oluşturma vektörü $\mathbf{w} = \frac{1}{\sqrt{M}}[1, \dots, 1]^T$ değerleriyle başlatılır. Mükemmel KDB mevcut değilse, Denklem (5.14) 'te bulunan kanal tahminleri kullanarak işlemler yapılır.

5.2 AYY Faz Kayması Değerlerinin Ayırık Çözümü

Fazların sınırlı sayıda değer aldığı problem bölüm 4.2 'deki gibi çözülebilir. $\mathbf{A} = \mathbf{V}^H \mathbf{V} \in \mathbb{C}^{N \times N}$, $\widetilde{\mathbf{h}}_d = \mathbf{V}^H \mathbf{h}_d \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ olarak tanımlanırsa, AYY elemanlarının ayırık faz değerleri denklem 5.17 ve denklem 5.18'deki gibi bulunabilir.

$$\zeta_n = \sum_{k \neq n}^N \mathbf{A}(n, l)^{-j(\theta_k)} + \widetilde{\mathbf{h}}_d(n) = |\zeta_n| e^{-j\omega_n} \quad (5.17)$$

$$\theta_n^* = \arg \min_{\theta \in F} |\theta - \omega_n| \quad (5.18)$$

Tüm AYY elemanları için ayırık faz değeri bulunur, bu işlem yakınsama gerçekleşene kadar tekrarlanır. Bu algoritmanın en iyi şekilde çalışması için faz değerlerinin başlangıç değerleri önemlidir. Denklem (5.15)'te elde edilmiş değerler başlangıç değeri olarak kullanılırsa algoritma rastgele seçilmiş başlangıç değerlerine göre daha iyi çalışır. En iyi ayırık faz değerleri bulunduktan sonra, Denklem (5.14) kullanılarak optimum hüzme oluşturma vektörü de bulunur.

Optimum faz değerleri bulunduktan sonra, baz istasyonu aşağı yönlü iletim yaparak kullanıcıya veri gönderir, buradaki spektral verimlilik Denklem (5.19) ve Denklem (5.20)'de verilmiştir. Burada s veri sinyali ve n toplanır gürültüdür, γ sinyal gürültü oranıdır.

$$\mathbf{y}_r = (\mathbf{h}_d^H + (\Phi^{\text{opt}})^T \mathbf{V}^H) \mathbf{w}^{\text{opt}} s + \mathbf{n} \quad (5.19)$$

$$R = \log_2 \left(1 + \gamma \|\mathbf{h}_d^H + (\Phi^{\text{opt}})^T \mathbf{V}^H\|^2 \right) \quad (5.20)$$

5.3 Derin Öğrenme Yardımıyla Fazların Ayarlanması

Geleneksel haberleşme sistemi tasarımı matematiksel modellere dayanmaktadır. Önce, haberleşme kanalı bir sistem olarak modellenir ve ardından matematiksel tanımlara göre kanalın optimizasyonu yapılır. Makine öğrenimindeki ilerlemeler, haberleşme sistemlerini verilere dayalı olarak analiz etmek için çeşitli fırsatlar yaratmıştır. Özellikle DSA, kablosuz haberleşmede yaygın olarak kullanılmaktadır. DSA tabanlı sembol tespiti yapılabilir [50]. DSA kullanılarak sembol tespiti yapılması oldukça yaygın bir uygulamadır. Denetimli öğrenmede, bir DSA modeli giriş-çıkış çifti kullanılarak eğitilir. Bu tezde, bir DSA eğitilmiştir. Modelin giriş verisi, baz istasyonu tarafından alınan pilot sinyallerdir. Bu pilot sinyaller hem direkt kanaldan hem de birleşik AYY kanalından baz istasyonuna ulaşır. Modelin çıktısı, AYY elemanlarının ayrık faz kaymalarıdır. Pilot sinyaller baz istasyonuna ulaştığında, çevre hakkında ve AYY'nin faz konfigürasyonu hakkında bilgi taşırlar. Optimize edilmiş bir DSA bu bilgiyi öğrenebilir. DSA'nın parametreleri, DSA'nın girişi ile çıkışı arasında bir eşleme kuracak şekilde optimize edilmiştir. Modelin performansı, aynı dağılımdan üretilen test verileri kullanılarak ölçülür.

Daha önce belirtildiği gibi, EKK tahmin edicisi, sonuçları tahmin edebilmesi için $N+1$ 'den fazla pilot periyoduna ihtiyaç duyar. Bu durum $T \geq N + 1$ olarak ifade edilir burada pilot sinyaller kullanılarak EKK tahmin edicisinin kanalları tahmin edebilmesi için AYY eleman sayısından daha yüksek sayıda pilot sinyal periyodu gerekir.

Ancak bir DSA daha az pilot periyot kullanılarak eğitilebilir. Daha az pilot sinyal periyodu kullanılarak anlamlı sonuçlar elde ettiği için DSA modeli, geleneksel tahmin edici EKK'ye göre avantajlar sunmaktadır. DSA, hem $T \geq N + 1$ hem de $T < N + 1$ koşulları için eğitilmiştir. Björnson ve Özdoğan'ın çalışmasında [30] DSA modeli sürekli fazlar kullanılarak eğitilmiştir, bu sistemin girişi baz istasyonunda alınan pilot sinyallerdir. Yürütülen tez çalışmasında derin öğrenme modeli ayrık faz kaymaları kullanarak eğitilmiştir ve sürekli faz kaymaları kullanılarak eğitim yapılan modelin sonuçları karşılaştırma için kullanılır. Modelin giriş-çıkış çifti $(\mathbf{y}_p, \boldsymbol{\phi}^{opt})$ olarak ifade edilir. Burada $\mathbf{y}_p$ alıcıya ulaşan pilot sinyallerdir, $\boldsymbol{\phi}^{opt}$ ise DSA modelinin ürettiği faz değerleridir. Modelin hem girişi hem de çıkışı karmaşık vektörlerden oluşur. DSA modelleri karmaşık verileri doğrudan işleyemezler. Bu sebeple verinin gerçek ve sanal kısımları modele beslenmeden önce ayrılır. Giriş vektörü boyutu $2TM \times 1$ halini alır ve çıkış vektörü $2N \times 1$ olur. Sonuç vektörü bize ayrık değerli fazları verir.

Model üç tam bağlantılı gizli katmandan oluşur. İlk üç katmanın aktivasyon fonksiyonu elu (exponential linear unit) olarak seçilmiştir, elu aktivasyon fonksiyonunun sağladığı en önemli avantajlardan birisi modelin eğitim sürecinin daha hızlı yakınsamasını sağlamasıdır. Çıkış katmanında ise lineer aktivasyon fonksiyonu vardır. İlk iki katmanın boyutu 512’dir, üçüncü katmanın boyutu ise 256 seçilmiştir. Çıkış boyutu ise daha önceden bahsedildiği üzere $2 \times N$ boyutlarındadır, bu çıkışlar AYY elemanlarının fazlarının reel ve sanal kısımlarını verir, bu sayede faz bilgisi edinilebilir. Derin sinir ağı modelin mimarisinin detayları Çizelge 5.1’de sunulmuştur. Model hakkında daha çok bilgi edinmek için Çizelge 5.1 incelenebilir. Giriş verileri Python ortamında normalize edilir. Normalize edilen verilerle eğitilen model daha hızlı ve doğru eğitim süreci geçirir. Optimizasyon için Adam eniyileyici kullanılır, başlangıçta öğrenme oranı 0.0005’tir; son 5 devirde bir iyileşme olmazsa öğrenme oranı yarıya indirilir. Kayıp fonksiyonu olarak ortalama kare hata kullanılır; eğer 10 ardışık devir boyunca bir iyileşme olmazsa eğitim süreci erken sonlandırılır. Parti (batch) büyüklüğü 32 olarak belirlenmiş ve maksimum devir sayısı 200 ile sınırlandırılmıştır.

Çizelge 5.1: DSA modelinin mimarisi

Katmanlar	Boyut	Aktivasyon Fonksiyonu
Giriş	2TM	elu
Katman 1 (yoğun)	512	elu
Katman 2 (yoğun)	512	elu
Katman 3 (yoğun)	256	elu
Çıkış	2N	Linear



6. SAYISAL SONUÇLAR

Bu bölümde, önerilen Derin Sinir Ağı modelinin performansı incelenmiştir. $M=10$, $N=100$ olarak seçilmiştir. Her veri örneğinde kullanıcının konumu, merkezi (10, 10) olan 10×10 'luk bir alandan seçilmiştir, kullanıcının yüksekliği 1.5 metredir. Baz istasyonu-kullanıcı arasındaki yol sayısı $L_d = 5$, AYY-kullanıcı arasındaki yol sayısı $L_{ru} = 5$ 'tir. Aşağı yönde iletim gücü 20 dBm, aksi belirtilmediği sürece pilot gücü 25 dBm'dir. Alıcıdaki gürültü gücü -84 dBm'dir.

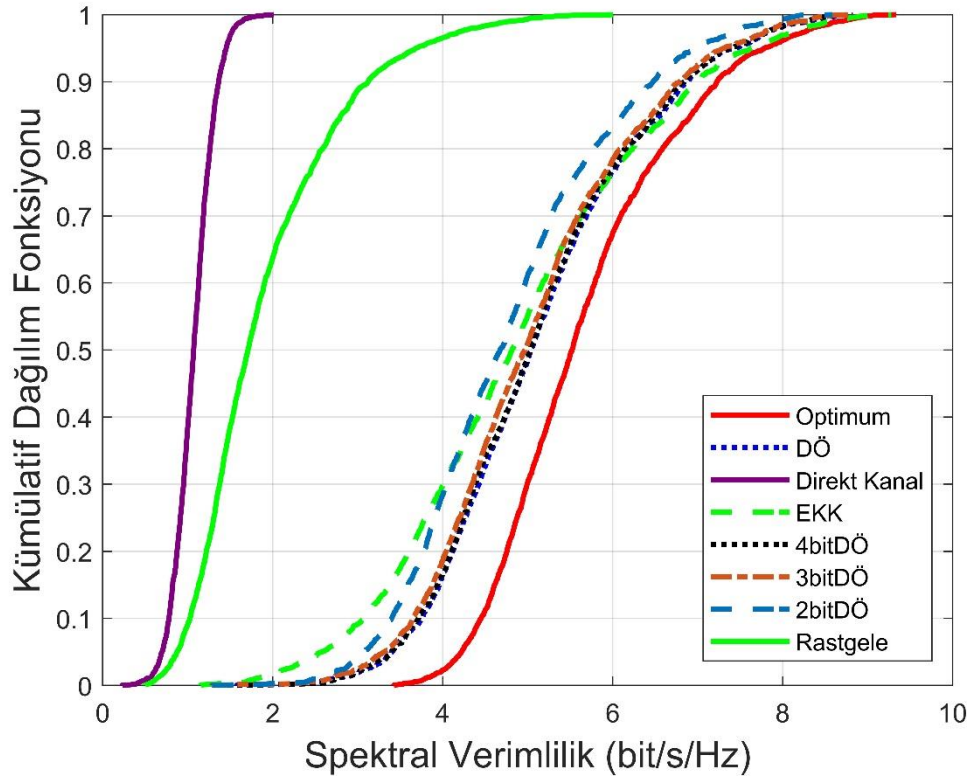
Baz istasyonu-AYY arasındaki yol kaybı katsayısı $\beta_{br} = \frac{NA}{4\pi d_{br}^2}$ olarak hesaplanır, burada $A = (d_r \lambda_c)^2$ bir AYY elemanının alanını verir. AYY elemanlarının hem dikey yöndeki hem de yatay yöndeki aralık parametresi $d_r = 0.25$ seçilmiştir. Taşıyıcı frekansı $f_c = 3 \text{ GHz}$ seçilmiştir, $c = \lambda f_c$ formülü kullanılarak ilettiğimiz sinyalin dalga boyu 0.1m bulunur, burada ışık hızı $3 \times 10^8 \text{ m/s}$ varsayılmıştır. Baz istasyonu-AYY arasındaki mesafe $d_{br} = 292 \text{ m}$, baz istasyonundaki anten aralık parametresi $d_H = 0.5$ seçilmiştir. Kullanıcı ile baz istasyonu arasındaki kanalın yol kaybı $\alpha_d^l = \sqrt{\beta_0 \left(\frac{d_{bu}}{d_0}\right)^{-3.8}} e^{-j2\pi f_c \tau_d^l}$, kullanıcı ile AYY arasındaki kanalın yol kaybı $\alpha_{ru}^l = \sqrt{\beta_0 \left(\frac{d_{ru}}{d_0}\right)^{-3.8}} e^{-j2\pi f_c \tau_{ru}^l}$ şeklinde hesaplanır. Burada $d_0 = 1\text{m}$, referans yol kaybı $\beta_0 = -20.4 \text{ dB}$ 'dir. d_{bu} , d_{ru} sırasıyla baz istasyonu-kullanıcı, AYY kullanıcı arasındaki mesafelerdir. İlgili yol gecikmeleri τ_d^l , τ_{ru}^l sırasıyla $[0,10]$ nanosaniye ve $[0,5]$ nanosaniye arasında eş dağılıma sahiptir.

Derin Sinir Ağı, $n_{train} = 80000$ eğitim verisiyle eğitilmiştir. Veri %80 eğitim, %20 doğrulama verisi olarak bölünmüştür. Benzer dağılıma sahip 2000 adet test verisi modelin başarımını ölçmek için kullanılmıştır. Bulunan fazların normalize ortalama kare hataları (NMSE) hesaplanmıştır. İlgili NMSE ifadesi denklem 6.1'de verilmiştir.

$$NMSE = \frac{1}{n_{test}} \sum_{s=1}^{n_{test}} \frac{||\phi_s^{opt} - \phi_s^x||^2}{||\phi_s^{opt}||^2} \quad (6.1)$$

Burada ϕ_s^{opt} mükemmel kanal durum bilgisi olduğundaki fazlardır, ϕ_s^x ise EKK ve DÖ kullanılarak elde edilen sürekli fazlar ve DÖ kullanılarak 2, 3, 4 bit kullanılarak elde edilen ayrık değerli fazlardır.

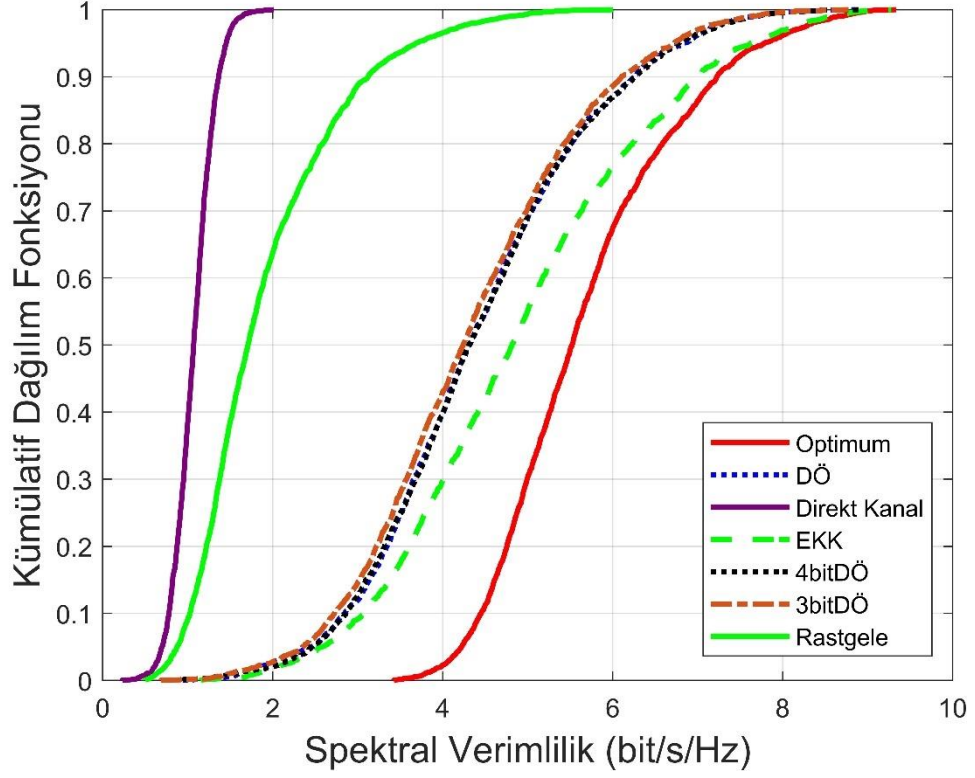
Şekil 6.1, farklı durumlar için, Denklem (5.20)'de hesaplanan aşağı yönlü spektral verimlilikleri karşılaştırır. "Direkt Kanal" etiketi, sistemde herhangi bir AYY'nin bulunmadığı durumu temsil eder. "Rastgele" etiketi AYY faz konfigürasyonunun rastgele değerler aldığı durumu gösterir. "4bitDÖ", "3bitDÖ", "2bitDÖ" sırasıyla; fazların 16, 8, 4 değer aldığı ayırık verilerle eğitilmiş DÖ modellerini temsil eder. Sürekli verilerle eğitilmiş derin öğrenme metodunun neredeyse tüm örnekler için EKK metodundan daha iyi performans verdiği gözlemlenmiştir. 4 bitlik veri kullanılarak eğitilen modelin performansı, sürekli verilerle eğitilen modele çok yakın çıkmıştır, 3 bitlik veri kullanılarak eğitilen model ise bir miktar performans kaybı yaşasa da sürekli duruma yakın çıkmıştır ve çoğu örnek için EKK'den iyi performans verir, 2 bit kullanılan model ise az sayıda örnek için EKK'den daha iyi performans vermiştir.



Şekil 6.1: Aşağı yönlü spektral verimlilik.

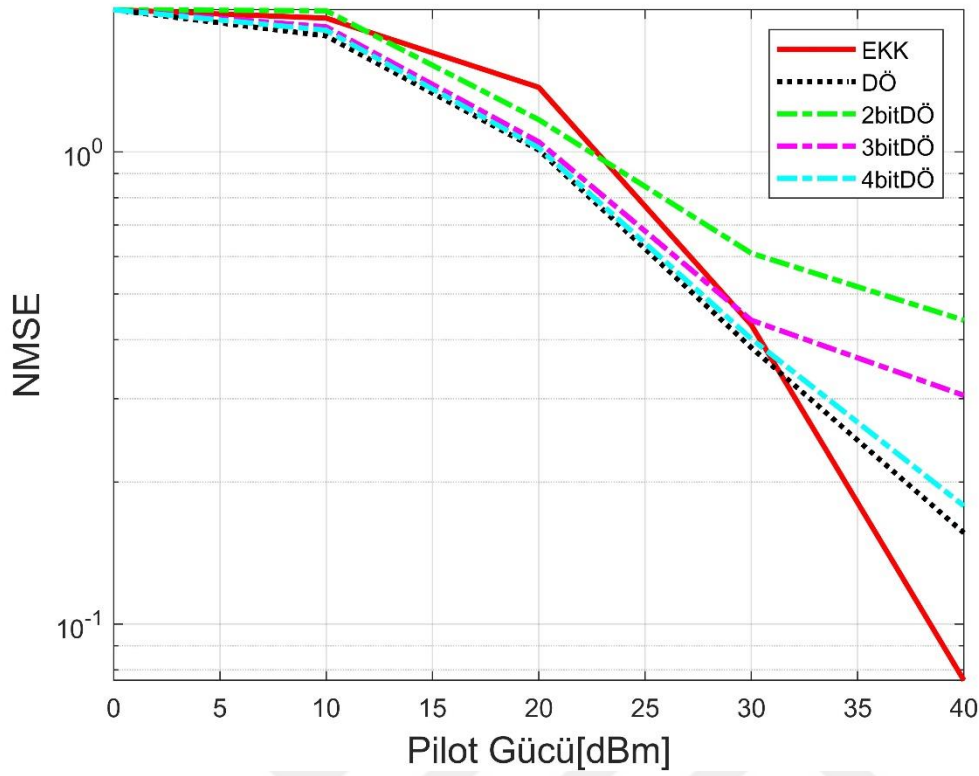
Şekil 6.2, DSA'nın $T = 80$ seçildiğinde eğitildiği sonuçları sunmaktadır. Daha az pilot sinyali kullanarak eğitim yaptığımızda, AYY fazlarının ayırık değerler aldığı durum ile sürekli değerler aldığı durum birbirine daha yakın hale gelmiştir. Pilot yükünü %20

oranında azaltan DSA, EKK'ye yakın bir performans sağlar. EKK'den daha iyi performans gösteren bir model, farklı bir sinir ağı mimarisi kurularak geliştirilebilir, ancak bu aşırı öğrenmeye yol açma riskini de beraberinde getirir.



Şekil 6.2: $T = 80$ seçildiğinde aşağı yönlü spektral verimlilik.

Şekil 6.3, tüm metotlarda farklı pilot sinyal gücü kullanılarak hesaplanan NMSE'yi karşılaştırır. $P_t < 30$ dBm pilot sinyal gücü için; 3 bit ve 4 bit DÖ metotlarının EKK'den daha iyi performans verdiği gözlemlenmiştir. 2 bit DÖ metodu ise 23 dBm değerine kadar EKK'den daha iyidir. 4 bit kullanılan durum, tüm sinyal güçlerinde sürekli duruma yakın performans vermiştir. 3 bit kullanılan durumda performans kaybı yaşanmıştır, fakat 3 bit kullanımı pratik uygulamaların karmaşıklığını azaltır, karmaşıklık-performans ödünleşimi göz önüne alınarak tercih edileceği durumlar vardır.



Şekil 6.3: $T = 101$ iken pilot sinyal gücü-NMSE kıyaslanması.

Tek antenli bir baz istasyonunun bulunduğu sistemde, baz istasyonu ile kullanıcı arasındaki mesafeye göre, baz istasyonunda gerekli iletim gücünü karşılaştıran çalışmalar vardır. [26]'da bölüm 4'te değinilen SDR yaklaşımıyla bulunan sürekli faz değerlerinin sonuçları verilmiştir. 1 bit için kapsamlı arama yapılmış ve 1 bit kullanılan AYY için olası tüm sonuçları bulunmuştur. 1 bit AYY için pekiştirmeli yenileme sonuçları bölüm 4.2'de anlatılan alt optimum çözümle bulunmuştur. Sistemde hiç AYY olmadığındaki sonuçlarla kıyaslandığında yüksek performans kazancı vardır.

7. SONUÇ

Bu tezde, 5G ve ötesi, 6G hedefleri için anahtar tekniklerden birisi olan AYY'nin fazlarının nasıl eniyileneceği çalışılmıştır. Yine 5G'nin önemli teknolojilerinden birisi olan çoklu giriş çoklu çıkış teknolojisiyle birlikte kullanımı incelenmiştir. Çok sayıda antene sahip bir baz istasyonu ile tek antenli kullanıcı arasındaki haberleşme modellenmiştir. Kurulan haberleşme sisteminde AYY'nin sağladığı veri hızı artışı ve enerji verimliliği incelenmiştir. AYY kullanılan bir haberleşme sisteminde kanal kestirimin en küçük kareler tahmin edicisi gibi tahmin ediciler ile nasıl yapılacağı ve bu kanallar kullanılarak fazların nasıl eniyileneceği incelenmiştir. Ayrıca AYY fazlarının sürekli değerler kullanılarak eniyilenmesi ve ayrık değerler kullanılarak eniyilenmesi arasındaki farklar incelenmiş ve bu iki durum arasındaki performans karşılaştırması yapılmıştır. SDR tabanlı yaklaşım ve alternatif optimizasyon algoritmalar ile sürekli değerli fazların sonuçları alınmış, ardışık iyileştirme ile ayrık faz değerlerinin alt optimal sonuçları alınmıştır. Bunların birbirlerine göre sağladığı avantajlar ve dezavantajlar sunulmuştur.

Son zamanlarda geniş uygulamaları olan derin öğrenme, haberleşme sistemlerinde de pek çok farklı şekilde kullanılmaktadır. Sembol kestirimi, kanal tahmini başta olmak üzere haberleşme sistemlerine farklı bakış açısı katan derin öğrenme AYY destekli sistemlerde de kullanılır. Bu tezde AYY elemanlarının derin öğrenme ile eniyilenmesi çalışılmıştır. Çok katmanlı derin sinir ağı kullanılmış ve bu derin sinir ağı sayesinde AYY elemanlarının en iyi faz değerleri bulunmuştur. Kurulan derin öğrenme modeli, hem sürekli faz değerlerinin olduğu verilerle hem de ayrık faz değerlerinin olduğu verilerle eğitilmiştir. Bu eğitilen modelle bulunan sonuçlar farklı iletim gücü için karşılaştırılmış ve veri hızına etkileri incelenmiştir.

Çalışmanın daha iyi hale getirilmesi için kullanılan makine öğrenmesi modeli farklılık gösterebilir, pekiştirmeli öğrenme kullanılarak tasarlanan sistemlerde daha iyi sonuçlar alınabileceği öngörülmüştür fakat pekiştirmeli öğrenme kullanılarak tasarlanan sistemlerin eğitim süresi uzun sürecektir. Ayrıca pekiştirmeli öğrenme modeli olası AYY bozulması, AYY piksellerinde hatalar meydana gelmesi, AYY'ye

yapılacak kötü niyetli saldırılara karşı daha yavaş yenilenecek ve sistem aksaması meydana gelecektir. Bununla birlikte kurduğumuz derin sinir ağı modelinden farklı sinir ağı modelleri de kullanılabilir. Evrimsel sinir ağları, verilerin özniteliklerini çıkarma konusunda çok iyi bir noktaya varmıştır. Veriden daha iyi sonuçlar çıkarabilecek olan evrimsel sinir ağları sistemin performansını arttırabilir. Tüm bunlara ek olarak sistem çoklu kullanıcı ve çoklu AYY kullanılarak geliştirilebilir. Çok sayıda kullanıcıya hizmet eden baz istasyonu ve AYY'nin optimizasyonu daha zorlayıcıdır. Çok kullanıcıya hizmet etmek için dik frekans bölmeli çoklama (OFDM) kullanılır, ayrıca hangi AYY'nin hangi kullanıcıya hizmet vereceği ve nasıl yerleştirilecekleri de önemli bir sorundur. Daha çok kullanıcının olduğu ve AYY altyapısının optimize edildiği senaryolarda AYY'lerin gerçek zamanlı uygulamalarını görmek mümkün olacaktır.

KAYNAKLAR

- [1] **Goldsmith A.** *Wireless Communications: Vol. 2* (Sf. 5-20) Cambridge University Press (2005).
- [2] **G.R.M. Garratt**, The Early History of Radio: From Faraday to Marconi, *IEEE History of Technology Series*, 1994.
- [3] **V.H. McDonald**, "The Cellular Concept," *Bell System Tech. J.*, pp. 15-49, Jan. 1979.
- [4] **T. Deep, S. Kashyap and T. M.**, "5G: The Network and it's future," 2022 4th. *International Conference on Advances in Computing, Communication Control and Networking (ICAC3N)*, Greater Noida, India, 2022, pp. 1725-1728,
- [5] <<https://www.ericsson.com/en/reports-and-papers/mobility-report/dataforecasts/mobile-traffic-forecast>> alındığı tarih: 09.05.2024
- [6] **F. Boccardi, R. W. Heath, A. Lozano, T. L. Marzetta, and P. Popovski**, "Five disruptive technology directions for 5G," *IEEE Commu. Mag.*, vol. 52, no. 2, pp. 74–80, Feb. 2014.
- [7] **M. Shafi, A. F. Molisch, P. J. Smith, T. Haustein, P. Zhu, P. De Silva, F. Tufvesson, A. Benjebbour, and G. Wunder**, "5G: A tutorial overview of standards, trials, challenges, deployment, and practice," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 35, no. 6, pp. 1201–1221, Jun. 2017.
- [8] **S. Zhang, Q. Wu, S. Xu, and G. Y. Li**, "Fundamental green tradeoffs: Progresses, challenges, and impacts on 5G networks," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 19, no. 1, pp. 33–56, First Quarter 2017.
- [9] **C. Huang, A. Zappone, G. C. Alexandropoulos, M. Debbah, C. Yuen**, Reconfigurable Intelligent Surfaces for Energy Efficiency in Wireless Communication, *IEEE Transactions on Wireless Communications* 18 (8) (2019) 4157–4170.
- [10] 3GPP, *Further advancements for E-UTRA physical layer aspects (Release 9)*. 3GPP TS 36.814, Mar. 2017.
- [11] **H. T. Friis**, "A note on a simple transmission formula", *Proc. IRE*, vol. 34, no. 5, pp. 254-256, May 1946.
- [12] **E. Björnson, Ö. T. Demir** "Introduction to Multiple Antenna Communications and Reconfigurable Surfaces".
- [13] **C. E. Shannon**, "A mathematical theory of communication", *Bell System Technical Journal*, vol. 27, 1948, pp. 379–423, 623–656.
- [14] **E. F. W. Alexanderson**, "Transatlantic radio communication," in *Proceedings of the American Institute of Electrical Engineers*, vol. 38, no. 10, pp. 1077-1093, Oct. 1919.

- [15] **Marzetta TL, Larsson EG, Yang H, Ngo HQ.** *Fundamentals of Massive MIMO*. Cambridge University Press; 2016.
- [16] **Q. Wu, S. Zhang, B. Zheng, C. You and R. Zhang,** "Intelligent Reflecting Surface-Aided Wireless Communications: A Tutorial," in *IEEE Transactions on Communications*, vol. 69, no. 5, pp. 3313-3351, May 2021
- [17] **T. J. Cui, M. Q. Qi, X. Wan, J. Zhao, and Q. Cheng,** "Coding metamaterials, digital metamaterials and programmable metamaterials," *Light: Science & Applications*, vol. 3, e218, Oct. 2014.
- [18] **C. Liaskos, S. Nie, A. Tsioliaridou, A. Pitsillides, S. Ioannidis, I. Akyildiz, A** New Wireless Communication Paradigm through Software Controlled Metasurfaces, *IEEE Communications Magazine* 56 (9) (2018) 162–169.
- [19] **W. Tang et al.,** On Channel Reciprocity in Reconfigurable Intelligent Surface Assisted Wireless Networks, in *IEEE Wireless Communications*, vol. 28, no. 6, pp. 94-101, December 2021
- [20] **A. Ghosh et al.,** Millimeter-wave enhanced local area systems: A highdata- rate approach for future wireless networks, *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 32, no. 6, pp. 1152–1163, June 2014.
- [21] **L. Wei et al.,** Multi-user holographic MIMO surfaces: Channel modeling and spectral efficiency analysis, *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.*, vol. 16, no. 5, pp. 1112–1124, Aug. 2022.
- [22] **C. Huang et al.,** Holographic MIMO surfaces for 6G wireless networks: Opportunities, challenges, and trends, *IEEE Wireless Commun.*, vol. 27, no. 5, pp. 118–125, Oct. 2020.
- [23] **C. Huang, L. Liu, C. Yuen, and S. Sun,** Iterative channel estimation using LSE and sparse message passing for mmwave MIMO systems, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 67, no. 1, pp. 245–259, Jan. 2019
- [24] **Coverage and Rate Analysis for Distributed RISs-Assisted mmWave Communications.** Adres: <<https://arxiv.org/abs/2402.06154>>
- [25] **A. M. Elbir, A. Papazafeiropoulos, P. Kourtessis, and S. Chatzinotas,** Deep channel learning for large intelligent surfaces aided mm- Wave massive MIMO systems, *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 9, no. 9, pp. 1447–1451, 2020
- [26] **Q. Wu and R. Zhang,** Beamforming Optimization for Intelligent Reflecting Surface with Discrete Phase Shifts, *ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Brighton, UK, 2019, pp. 7830-7833,
- [27] **C. Liu, X. Liu, D. W. Kwan Ng and J. Yuan,** Deep Residual Network Empowered Channel Estimation for IRS-Assisted Multi-User Communication Systems, *ICC 2021 - IEEE International Conference on Communications*, Montreal, QC, Canada, 2021, pp. 1-7

- [28] **A. Faisal, I. Al-Nahhal, O. A. Dobre and T. M. N. Ngatched**, "Distributed RIS-Assisted FD Systems with Discrete Phase Shifts: A Reinforcement Learning Approach," *GLOBECOM 2022 - 2022 IEEE Global Communications Conference*, Rio de Janeiro, Brazil, 2022, pp. 5862-5867
- [29] **Q. Wu and R. Zhang**, Intelligent Reflecting Surface Enhanced Wireless Network via Joint Active and Passive Beamforming, in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 18, no. 11, pp. 5394-5409, Nov. 2019
- [30] **Ö. Özdoğan and E. Björnson**, Deep Learning-based Phase Reconfiguration for Intelligent Reflecting Surfaces, *2020 54th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, Pacific Grove, CA, USA, 2020, pp. 707-711
- [31] **C. Huang, R. Mo, and C. Yuen**, Reconfigurable intelligent surface assisted multiuser MISO systems exploiting deep reinforcement learning, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 38, no. 8, pp. 1839–1850, 2020.
- [32] **Aston Zhang, Zachary C. Lipton, Mu Li, Alexander J. Smola** *Dive into Deep Learning*
- [33] **Deep Learning Book**. Adres:< <https://www.deeplearningbook.org/>>
- [34] **Murray Campbell, A. Joseph Hoane, Feng-hsiung Hsu**, *Deep Blue, Artificial Intelligence, Volume 134, Issues 1–2*.
- [35] **C. Cortes and V. Vapnik**. *Support Vector Network. Machine Learning*. 20:273–297, 1995.
- [36] **Ho, Tin Kam**, Random Decision Forests, *Proceedings of the 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition, Montreal, QC, 14–16 August 1995*. pp. 278–282
- [37] **Jürgen Schmidhuber**, *Deep learning in neural networks: An overview, Neural Networks, Volume 61, 2015, Pages 85-117*
- [38] **K. He, X. Zhang, S. Ren and J. Sun**, "Deep Residual Learning for Image Recognition," *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, 2016, pp. 770-778
- [39] **N. Papernot, P. McDaniel, X. Wu, S. Jha and A. Swami**, "Distillation as a Defense to Adversarial Perturbations Against Deep Neural Networks," *2016 IEEE Symposium on Security and Privacy (SP), San Jose, CA, USA, 2016* pp. 582-597.
- [40] **Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio et al.**, Gradient-based learning applied to document recognition, *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, 1998.
- [41] **T. S. Rappaport**, *Wireless communications: Principles and practice*, 2nd ed. Prentice Hall, 2002.
- [42] **J. Proakis and M. Salehi**, *Digital Communications*, 5th ed. McGraw-Hill Education, 2007.
- [43] **T. O'Shea and J. Hoydis**, An Introduction to Deep Learning for the Physical Layer, in *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, vol. 3, no. 4, pp. 563-575, Dec. 2017.

- [44] **A. Goldsmith**, “Joint source/channel coding for wireless channels,” in Proc. IEEE Vehicular Technol. Conf., vol. 2, 1995, pp. 614–618.
- [45] **E. Zehavi**, 8-PSK trellis codes for a Rayleigh channel, IEEE Trans. Commun., vol. 40, no. 5, pp. 873–884, 1992.
- [46] **H. Wymeersch**, Iterative receiver design. Cambridge University Press, 2007, vol. 234.
- [47] **K. Hornik, M. Stinchcombe, and H. White**, “Multilayer feedforward networks are universal approximators,” Neural networks, vol. 2, no. 5, pp. 359–366, 1989.
- [48] **V. Vanhoucke, A. Senior, and M. Z. Mao**, “Improving the speed of neural networks on CPUs,” in Proc. Deep Learning and Unsupervised Feature Learning NIPS Workshop, 2011.
- [49] **M. Bkassiny, Y. Li, and S. K. Jayaweera**, A survey on machine-learning techniques in cognitive radios, IEEE Commun. Surveys Tuts., vol. 15, no. 3, pp. 1136–1159, 2013
- [50] **N. Samuel, T. Diskin and A. Wiesel**, "Deep MIMO detection," *2017 IEEE 18th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*, Sapporo, Japan, 2017, pp. 1-5
- [51] **H. Sun, X. Chen, Q. Shi, M. Hong, X. Fu and N. D. Sidiropoulos**, "Learning to Optimize: Training Deep Neural Networks for Interference Management," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 66, no. 20, pp. 5438-5453, 15 Oct.15, 2018.
- [52] **H. Ye, G. Y. Li and B. -H. Juang**, Power of Deep Learning for Channel Estimation and Signal Detection in OFDM Systems, in *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 7, no. 1, pp. 114-117, Feb. 2018
- [53] **Y. Wei, M. -M. Zhao, M. Zhao, M. Lei and Q. Yu**, An AMP-Based Network With Deep Residual Learning for mmWave BeamSpace Channel Estimation, in *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 8, no. 4, pp. 1289-1292, Aug. 2019
- [54] **Y. Liu et al.**, "Reconfigurable Intelligent Surfaces: Principles and Opportunities," in *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 23, no. 3, pp. 1546-1577.
- [55] **Sejan MAS, Rahman MH, Shin BS, Oh JH, You YH, Song HK**. Machine Learning for Intelligent-Reflecting-Surface-Based Wireless Communication towards 6G: A Review. Sensors
- [56] **Nguyen, N.T.; Nguyen, L.V.; Huynh-The, T.; Nguyen, D.H.; Swindlehurst, A.L.; Juntti, M.** Machine Learning-based Reconfigurable Intelligent Surface-aided MIMO Systems. In Proceedings of the 2021 IEEE 22nd International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)

- [57] **Li, W.B.; Shin, Y.** Deep Learning for Intelligent Reflecting Surfaces Aided MIMO Systems. In Proceedings of the 2021 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)
- [58] **Liu, X.; Liu, Y.; Chen, Y.** Machine learning empowered trajectory and passive beamforming design in UAV-RIS wireless networks. *IEEE J. Sel. Areas Commun.* 2020.
- [59] **Sheen, B.; Yang, J.; Feng, X.; Chowdhury, M.M.U.** A deep learning based modeling of reconfigurable intelligent surface assisted wireless communications for phase shift configuration. *IEEE Open J. Commun. Soc.* 2021, 2, 262–272.
- [60] **Jin, Y.; Zhang, J.; Zhang, X.; Xiao, H.; Ai, B.; Ng, D.W.K.** Channel Estimation for Semi-Passive Reconfigurable Intelligent Surfaces With Enhanced Deep Residual Networks. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 2021, 70, 11083–11088.
- [61] **Liu, S.; Gao, Z.; Zhang, J.; Di Renzo, M.; Alouini, M.S.** Deep denoising neural network assisted compressive channel estimation for mmWav intelligent reflecting surfaces. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 2020, 69, 9223–9228.
- [62] **Huang, C.; Alexandropoulos, G.C.; Yuen, C.; Debbah, M.** Indoor signal focusing with deep learning designed reconfigurable intelligent surfaces. In Proceedings of the 2019 IEEE 20th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC), Cannes, France, 2–5 July 2019; pp. 1–5.
- [63] **J. Liu and M. D. Renzo,** "Data-driven and Model-driven Deep Learning Detection for RIS-aided Spatial Modulation," *2021 IEEE 4th 5G World Forum (5GWF)*, Montreal, QC, Canada, 2021, pp. 88-92.
- [64] **Liu, X.; Liu, Y.; Chen, Y.; Poor, H.V.** RIS enhanced massive non-orthogonal multiple access networks: Deployment and passive beamforming design. *IEEE J. Sel. Areas Commun.* 2020, 39, 1057–1071.
- [65] **Kim, J.; Hosseinalipour, S.; Kim, T.; Love, D.J.; Brinton, C.G.** Multi-IRS-assisted multi-cell uplink MIMO communications under imperfect CSI: A deep reinforcement learning approach. In Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops), Montreal, QC, Canada, 14–23 June 2021; pp. 1–7.
- [66] **Al-Hilo, A.; Shokry, M.; Elhattab, M.; Assi, C.; Sharafeddine, S.** Reconfigurable intelligent surface enabled vehicular communication: Joint user scheduling and passive beamforming. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 2022, 71, 2333–2345.
- [67] **Huang, C.; Mo, R.; Yuen, C.** Reconfigurable intelligent surface assisted multiuser MISO systems exploiting deep reinforcement learning. *IEEE J. Sel. Areas Commun.* 2020, 38, 1839–1850.
- [68] **Feng, K.; Wang, Q.; Li, X.; Wen, C.K.** Deep reinforcement learning based intelligent reflecting surface optimization for MISO communication systems. *IEEE Wirel. Commun. Lett.* 2020, 9, 745–749.

- [69] **Zhang, S.; Zhang, S.; Gao, F.; Ma, J.; Dobre, O.A.** Deep learning optimized sparse antenna activation for reconfigurable intelligent surface assisted communication. *IEEE Trans. Commun.* 2021, 69, 6691–6705.
- [70] **J. Huang** Reflectarray Antenna. John Wiley & Sons, Inc., 2005.
- [71] **P. Nayeri, F. Yang, and A. Z. Elsherbeni**, “Beam-scanning reflectarray antennas: A technical overview and state of the art.” *IEEE Antennas Propag. Mag.*, vol. 57, no. 4, pp. 32–47, 2015.
- [72] **E. Björnson, H. Wymeersch, B. Matthiesen, P. Popovski, L. Sanguinetti and E. de Carvalho**, "Reconfigurable Intelligent Surfaces: A signal processing perspective with wireless applications," in *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 39, no. 2, pp. 135-158, March 2022.
- [73] **M. D. Renzo et al.**, “Smart radio environments empowered by reconfigurable intelligent surfaces: How it works, state of research, and road ahead,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 38, no. 11, pp. 2450–2525, 2020.
- [74] **H. Q. Ngo, E. Larsson, and T. Marzetta**, “Energy and spectral efficiency of very large multiuser MIMO systems,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 61, no. 4, pp. 1436–1449, Apr. 2013.
- [75] **F. Sohrabi and W. Yu**, “Hybrid digital and analog beamforming design for large-scale antenna arrays,” *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, vol. 10, no. 3, pp. 501–513, Apr. 2016.
- [76] **V. W. S. Wong, R. Schober, D. W. K. Ng, and L.-C. Wang**, Key technologies for 5G wireless systems. Cambridge University Press, 2017.
- [77] **L. Subrt and P. Pechac**, “Intelligent walls as autonomous parts of smart indoor environments,” *IET Communications*, vol. 6, no. 8, pp. 1004–1010, May 2012.
- [78] **D. Tse and P. Viswanath**, *Fundamentals of wireless communication*. Cambridge university press, 2005.
- [79] **A. M.-C. So, J. Zhang, and Y. Ye**, “On approximating complex quadratic optimization problems via semidefinite programming relaxations,” *Mathematical Programming*, vol. 110, no. 1, pp. 93–110, Jun. 2007.
- [80] **M. Grant and S. Boyd**, “CVX: MATLAB software for disciplined convex programming,” 2016. [Online] Available: <http://cvxr.com/cvx>.
- [81] **E. Bjornson, J. Hoydis, and L. Sanguinetti**, “Massive MIMO networks: Spectral, energy, and hardware efficiency,” *Foundations and Trends in Signal Processing*, vol. 11, no. 3-4, pp. 154–655, 2017.
- [82] **A. A. M. Saleh and R. Valenzuela**, “A statistical model for indoor multipath propagation,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 5, no. 2, pp. 128–137, 1987.
- [83] **C. You, B. Zheng, and R. Zhang**, “Intelligent reflecting surface with discrete phase shifts: Channel estimation and passive beamforming,” in *IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 2020, pp. 1–6.