T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

ENERJİ HATLARI ÜZERİNDEN HABERLEŞME İÇİN DİKGEN FREKANS BÖLMELİ ÇOĞULLAMA SİSTEMLERİNDE YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ İLE KANAL KESTİRİMİ

Hazırlayan
Anıl SÜLEV

Danışman
Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

Yüksek Lisans Tezi

Eylül 2014
KAYSERİ

T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

ENERJİ HATLARI ÜZERİNDEN HABERLEŞME İÇİN DİKGEN FREKANS BÖLMELİ ÇOĞULLAMA SİSTEMLERİNDE YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ İLE KANAL KESTİRİMİ

(Yüksek Lisans Tezi)

Hazırlayan
Anıl SÜLEV

Danışman
Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

Bu çalışma Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi Tarafından FBY-12-4200 kodlu proje ile desteklenmiştir.

Eylül 2014
KAYSERİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK

Bu çalışmadaki tüm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir şekilde elde edildiğini beyan ederim. Aynı zamanda bu kural ve davranışların gerektirdiği gibi, bu çalışmanın özünde olmayan tüm materyal ve sonuçları tam olarak aktardığımı ve referans gösterdiğimi belirtirim.

Anıl SÜLEV

YÖNERGEYE UYGUNLUK

"Enerji Hatları Üzerinden Haberleşme İçin Dikgen Frekans Bölmeli Çoğullama Sistemlerinde Yapay Zeka Teknikleri ile Kanal Kestirimi"adlı Yüksek Lisans tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi'ne uygun olarak hazırlanmıştır.

Tezi Hazırlayan

Anıl SÜLEV

Danışman

Prof. Dr. Necmi Taşpınar

Elektrik–Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı Başkanı

Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR danışmanlığında **Anıl SÜLEV** tarafından hazırlanan "**Enerji Hatları Üzerinden Haberleşme için Dikgen Frekans Bölmeli Çoğullama Sistemlerinde Yapay Zeka Teknikleri ile Kanal Kestirimi** " adlı bu çalışma, jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında **Yüksek Lisans** tezi olarak kabul edilmiştir.

17/09 /2014

JÜRİ:

Danışman :Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR .....

Üye :Prof. Dr. İbrahim DEVELİ .....

Üye :Doç. Dr. Enis GÜNAY .....

ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun 30/09/2014 tarih ve 2014/45-25 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

..30.../..09.../2014

Prof. Dr. Kâzım KEŞLİOĞLU

Enstitü Müdürü

TEŞEKKÜR

Çalışmalarım boyunca farklı bakış açıları ve bilimsel katkılarıyla beni aydınlatan, yakın ilgi ve yardımlarını esirgemeyen ve bu günlere gelmemde en büyük katkı sahibi sayın hocam Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR'a teşekkürü bir borç bilirim.

Simülasyon çalışmalarım sırasında karşılaştığım zorlukları aşmamda yardımlarından dolayı Prof. Dr. İbrahim DEVELİ'ye teşekkür ederim.

Ayrıca; çalışmalarım süresince sabır göstererek beni daima destekleyen aileme ve eşime en içten teşekkürlerimi sunarım.

Anıl SÜLEV

Kayseri, Eylül 2014

ENERJİ HATLARI ÜZERİNDEN HABERLEŞME İÇİN DİKGEN FREKANS BÖLMELİ ÇOĞULLAMA SİSTEMLERİNDE YAPAY ZEKA TEKNİKLERİ İLE KANAL KESTİRİMİ

Anıl SÜLEV

Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Yüksek Lisans Tezi, Eylül 2014
Danışman: Prof. Dr. Necmi Taşpınar

ÖZET

Enerji nakil hatları sistemi ile birleştirilmiş Dikgen frekans bölmeli çoğullama (PLC-OFDM), yüksek hızlarda veri iletimini ve servis kalitesini sağlayan bir haberleşme tekniğidir. Bu teknikte veri tespiti için kanal dürtü cevabı gerekli olup bunun için pilot ton tabanlı ve kör kestirimciler kullanılır. Kör kestirimciler için kanalın veri istatistikleri yardımı ile kanal kestirilmeye çalışılır ki bu özellikle zaman değişimli ve sönümlemeli kanallar için bir handikaptır. Pilot ton kestirim tekniğinde ise sisteme entegre edilen pilot tonlar yardımı ile kestirim yapılır ve bu yöntem ile özellikle sönümlemeli kanallarda daha iyi performanslar ortaya koymuştur. Pilot ton tabanlı kanal kestirim tekniğinde klasik metot olarak adlandırılan; En küçük kareler (LS), En küçük ortalama kareler (LMS) ya da en küçük ortalama karesel hata (MMSE) gibi algoritmalar kullanılır. LS ve LMS algoritmalarının uygulaması basit olmasına rağmen zaman değişimli kanallardaki performansları düşüktür. MMSE ise daha karmaşık bir metot olması; korelasyon hesaplaması, kanal gürültüsünün istatistiksel cevabı, matrisin tersinin alınması gibi durumlardan dolayı gelmektedir. Fakat bu metot özellikle sönümlemeye karşı oldukça iyi sonuçlar vermektedir.

Bu tezde çok katmanlı yapay sinir ağları ve zeki optimizasyon teknikleri kullanılarak PLC-OFDM sistemlerinde optimizasyon yapılmış, klasik algoritmaların verileri değerlendirilip, optimize edilip, kıyaslanmıştır. Ayrıca pilot ton tekniğinde pilot tonların tasarımı zeki optimizasyon uygulamalarından ABC algoritması yardımıyla pilot tonlarının yerleri değişimini yaparak LS kanal kestirim algoritmasının yüksek hatalı değerleri yerine daha düşük hata oranlarına ulaşılmıştır.

Anahtar Sözcükler: OFDM, Enerji Hatları, PLC-OFDM, LS, MMSE, Yapay Sinir Ağı, Arı Koloni algoritması, Yapay zeka optimizasyon uygulamaları.

CHANNEL ESTIMATION WITH ARTIFICAL INTELLIGENCE TECNIQUES FOR ORTHOGONAL FREQUENCY DIVISION MULTIPLEXING-POWER LINE COMMUNICATION

Anıl SÜLEV

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences
M.Sc. Thesis, September 2014
Supervisor: Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

ABSTRACT

Power line system which is combined with PLC-OFDM (Power line communication-orthogonal frequency division multiplexing) is a communication technique. This system provides high speed data transfer and quality of service. On this technique, channel impulse response is necessary for data detection so hat pilot tone based and blind estimators are used. Channel estimate to help with data statistic of channel and particularly, this is handicap for fading and time changing channels. On the pilot tone estimating technique, this estimating is done to help with pilot tone which is integrated into the system. In particular, this method is showed better performances on fading channels. On the pilot tone channel estimating technique, LS (Least Squared), LMS (Least Mean Squares), MMSE (Minimum Mean Square Error) which are called classical methods. In spite of fact that LS and LMS application of algorithms are basic, their performances are low on the time changing channels. MMSE include calculation of correlation, statistical response of channel noise and transposition of the matrix so that MMSE is a very complex method. But, this method can expose better consequences oppose to fading channels.

In this thesis, cascaded artificial neural network and intelligent optimization techniques are used on PLC-OFDM system. Classical algorithms are compared, optimized and evaluated. Also, on the pilot tone technique, design of pilot tones help to interchange of pilot tones with intelligent optimization of application. LS channel estimate algorithm reaches very low error rates instead of high error rates.

Keywords: OFDM, Power line, PLC-OFDM, LS, MMSE, Neural Network, Bee colony, Artificial intelligence optimization applications.

İÇİNDEKİLER

ENERJİ HATLARI ÜZERİNDEN HABERLEŞME İÇİN DİKGEN FREKANS BÖLMELİ ÇOĞULLAMA SİSTEMLERİNDE YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ İLE KANAL KESTİRİMİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK i
YÖNERGEYE UYGUNLUK ii
KABUL VE ONAY iii
TEŞEKKÜR iv
ÖZET v
ABSTRACT vi
İÇİNDEKİLER vii
KISALTMALAR x
ŞEKİLLER LİSTESİ xi
GİRİŞ 1

1. BÖLÜM

ENERJİ NAKİL HATLARI VE OFDM

1.1 Enerji Hatları Üzerinden Haberleşme Metotları 5
1.2 Enerji Nakil Hatları ve Parametreleri 6
1.3 Enerji Nakil Hattı Eşdeğer Devreleri 7

2. BÖLÜM

DİKGEN FREKANS BÖLMELİ ÇOĞULLAMA(OFDM) SİSTEMLERİNDE KANAL KESTRİM YÖNTEMLERİ

2.1 Dikgen Frekans Bölmeli Çoğullama (OFDM) 9
2.1.1. OFDM Sistemlerinde Dikgenlik 10
2.1.2. OFDM Sinyallerinin Üretilmesi 10

2.1.3. OFDM' de IFFT Kullanarak Alt Taşıyıcıların Üretilmesi 10

2.1.4. OFDM Sinyaline Koruma Aralığının Eklenmesi 12

2.2. PLC-OFDM Sistem Modeli 12

2.2.1 PLC Sistem Modeli 13

2.3. PLC-OFDM Kanal Kestirimi 14

2.3.1. Pilot Ton Eklemeli Kanal Kestirim Yöntemleri 14

2.3.1.1. Blok Tip Pilot Ton Yerleşimi 14

2.3.1.2. Tarak Tipi Pilot Ton Yerleşimi 15

2.3.2. Kanal Kestirim Algoritmaları 15

2.3.2.1. LS Algoritması 15

2.3.2.2. MMSE Algoritması 16

3. BÖLÜM

YAPAY ZEKÂ YÖNTEMLERİ

3.1. Yapay Sinir Ağları 17

3.1.1.Aktivasyon Fonksiyonları 18

3.1.2. Yapay Sinir Ağlarının Öğrenme Süreci 20

3.1.3. Yapay Sinir Ağları Algoritmaları 21

3.1.3.1. Levenberg- Marquardt Algoritması 21

3.1.3.2. Geri Yayınım Algoritması 23

3.1.4. Yapay Sinir Ağların Yapıları 24

3.1.4.1. Çok Katmanlı Algılama (MLP) Ağı 24

3.1.5. Yapay Sinir Ağlı Bulanık Uyarlanabilir Mantık Sistemi (ANFIS) 25

4. BÖLÜM

ZEKİ OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI

4.1. Genetik Algoritma 27

4.1.1.Çaprazlama Operatörü 30

4.1.2.Mutasyon Operatörü 31

4.2. Yapay Arı Kolonisi (ABC) Algoritması 32

5. BÖLÜM

SİMULASYON ÇALIŞMALARI

5.1Giriş 35

5.2. Yapay Zekâ Yöntemleri İçin PLC-OFDM Sistem Parametreleri 35

5.2.1. MLP Sinir Ağları Kullanarak Kanal Kestirimi 36

5.2.2. ANFIS Kullanarak Kanal Kestirimi 41

5.3.Zeki Optimizasyon Algoritmaları İçin PLC-OFDM Parametreleri 41

5.3.1. Yapay Arı Koloni Algoritması Kullanılarak Pilot Tonların Yerlerinin ve Güçlerinin Optimize Edilmesi 42

5.3.2 Genetik Algoritma 45

6. BÖLÜM

SONUÇ VE ÖNERİLER

KAYNAKÇA 48

ÖZGEÇMİŞ 56

KISALTMALAR

Sembol	**Anlamı**
ABC (ArtificialBeeColonyAlgorithm)	→ Yapay Arı Koloni Algoritması
ANFIS (AdaptiveNeuroFuzzyInferenceSystem)	→ Uyarlanabilir Bulanık Sinir Ağları
AWGN (Additive White GaussianNoise)	→ Toplamsal Beyaz Gauss Gürültüsü
BER	→Bit Hata Oranı
BP (BackPropagation)	→ Geri Yayılım
CIR (Channel ImpulseResponse)	→ Kanal Dürtü Cevabı
CP (CyclicPrefix)	→ Periyodik Ön Ek
DFT (DiscreteFourierTransform)	→ Ayrık Fourier Dönüşümü
GA (GeneticAlgorithm)	→ Genetik Algoritma
ICI (Inter CarriersInterference)	→ Taşıyıcılar Arası Girişim
IFFT (InverseFastFourierTransform)	→ Ters Hızlı Fourier Dönüşümü
ISI (Inter SymbolInterference)	→ Semboller Arası Girişim
LI (Lineer Interpolation)	→Lineer Ara Değerleme
LM (Levenberg-Marquardt)	→ (Levenberg-Marquardt)
LMS (LeastMeanSquares)	→En Küçük Ortalama Kareler
LS (LeastSquares)	→ En Küçük Kareler
MLP (Multi LayeredPerceptron)	→ Çok Katmanlı Algılama
MMSE (Minimum MeanSquareError)	→Minimum Ortalamalı Karesel Hata
OFDM (OrthogonalFrequencyDivisionMultiplexing)	→ Dikgen FrekansBölmeliÇoğullama
MMSE	→Ortalama Karesel Hata
PLC (PowerLineCommunication)	→ Enerji Nakil Hatları Üzerinden Haberleşme
SNR	→Sinyal Gürültü Oranı
YSA	→ Yapay Sinir Ağı

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1. Kısa mesafeli enerji nakil hattı eşdeğer devresi. 8

Şekil 1.2. Orta mesafeli enerji nakil hattı eşdeğer devresi. 8

Şekil 1.3. Uzun mesafeli enerji nakil hattı eşdeğer devresi. 8

Şekil 2.1. OFDM işaretinde tek ve çoklu alt taşıyıcı örnekleri 11

Şekil 2.2. PLC-OFDM sistem modeli. 12

Şekil 2.3. PLC sistem modeli 13

Şekil 3.1. Yapay sinir ağı yapısı 18

Şekil 3.2. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu 19

Şekil 3.3. Tanjant hiperbolik aktivasyon fonksiyonu 19

Şekil 3.4. Doğrusal lineer aktivasyon fonksiyonu 20

Şekil 3.5. MLP'de geri yayınım 25

Şekil 3.6. ANFIS yapısı 25

Şekil 4.1. Genetik algoritma akış şeması 28

Şekil 4.2. Tek noktalı çaprazlama 30

Şekil 4.3. Çift ve çok nokta çaprazlama 31

Şekil 4.4. Üniform çaprazlama 31

Şekil 4.5. Mutasyon çeşitleri 32

Şekil 4.6. Yapay arı koloni uygulaması 33

Şekil 5.1. MLP ağının kestirimci yapısı 36

Şekil 5.2. MLP-PLC kanal kestiriminin MSE performansı 37

Şekil 5.3. MLP-PLC kanal kestiriminin BER performansı 38

Şekil 5.4. Frekans değişimi ile kanalın transfer fonksiyonunun değişimi 39

Şekil 5.5. Dürtü gürültüsü ile kuvvetlendirilen gürültünün etkisi 40

Şekil 5.6. ANFIS ile kanalın BER performansı 41

Şekil 5.7. Dikgen pilot tonlar ile optimize pilot ton yerleşimi 42

Şekil 5.8. Optimize pilot ton yerleşimi ile (ABC) sistem performansı 43

Şekil 5.9 Optimize pilot ton yerleşimi ile (ABC) sistem performansı 44

Şekil 5.10. Genetik algoritma ile sistem performansı 45

GİRİŞ

Tezin Literatürdeki Yeri

Enerji nakil hatları sistemi ile birleştirilmiş Dikgen frekans bölmeli çoğullama (PLC-OFDM), günümüzde yüksek veri iletimi gibi band genişliği açısından büyük gereksinime ihtiyaç duyulan durumlarda kurtarıcı olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu konuda özellikle alt yapı firmaları tarafından alçak gerilim ile bina elektrik tesisatında haberleşme yapılmasının yanında orta gerilim ve enterkonnekte şebeke üzerinde de aktif kullanım durumları vardır.

Dikgen frekans bölmeli çoğullama tekniği (OFDM) hattın band genişliğinin verimli kullanılması ve girişimlere karşı gösterdiği direnç bakımından etkin bir tekniktir. OFDM tekniği, yüksek hızlı bit akışını, birkaç düşük bit hızlı paralel veri akışına bölen ve bu akışları taşıyıcı modüle etmek için kullanılan iletim tekniğidir. [1-6] Gecikme yayılımları minimize edilmesi işlemi için OFDM ile toplam band genişliği alt kanallara bölünmektedir. Böylelikle yüksek hızlara ulaşılabilmenin yanında semboller arası girişimi de önleyen bir tekniktir. Bunu alt taşıyıcı sembolü, kanalın dürtü cevabından uzun tutarak düşük veri hızında modüle ederek sağlamaktadır[4,5].

Dünyada ve Türkiye'de kabul edilen elektrik gerilim seviyeleri vardır. Türkiyede 0-1 kV arası gerilim alçak gerilim, 1 kV - 36 kV orta gerilim, 36 kV-170 kV yüksek gerilim 170 kV üzeri ise çok yüksek gerilim olarak adlandırılmasına rağmen dünyada orta gerilim adında bir gerilim seviyesi bulunmamakta ve yüksek gerilim olarak kabul edilmektedir. Üretim ve tüketim yerlerinin çoğalması nedeniyle üretim yerleri birbirine Enterkonnekte sistem ile bağlanmıştır. Böylelikle üretim kaynakları tek bir üretim yeri olarak kullanılabilmektedir. Ülkemizde tüm elektrik üretimlerini kontrol eden bu Enterkonnekte sistem TEİAŞ kontrolünde 380 kV ve 154 kV sistemler ile bağlantı yapmaktadır[7]. Elektrik dağıtım şirketleri TEDAŞ olarak yada TEDAŞ kontrolünde

özel dağıtım şirketleri olarak 36 kV enerji seviyesinden almakta ve müşterilerine 36 kV, 17.5 kV, 6.6 kV ve 0.4 kV gibi enerji seviyelerinden vermektedir. Enerji hatları üzerinden haberleşmede bu gerilim seviyeleri ara bölümlerde kullanılan yer altı kablo, havai hat, kesici, ayırıcı, akım trafosu, trafo vb. elemanların hepsi resistans, kondüktans, indüktans, kapasitans gibi parametreler ile modellendiği sabit ve ideal şartlar düşünülerek tasarlanabilinmektedir. Ancak ara elemanların değerlerinin değişebildiği ve böylece hattın karakteristiğinin değişebildiği de unutulmamalıdır.

İletilen verilerin karşı tarafta doğru alınması kanal dürtü cevabının doğru tahminine bağlıdır. Bu tahminlemenin doğru yapılmaması kanallar arası girişime neden olacaktır [8-19]. Genel olarak hesaplama teknikleri arasından kör kanal kestirimi ve alıcı tarafından pozisyonu bilinen pilot ton eklemeli kestirim öne çıkar.[14-22]. Kör kanal kestirimini genel olarak açıklarsak; sistemin daha önceki istatistikî bilgilerine ihtiyaç duyan, yüksek hızlardaki iletim için uygun olmayan ancak fazladan kanalı kestirmek için veri eklemesi olmayan karmaşık bir yöntemdir.[14,15]. Diğer yöntemde ise pilot tonlar OFDM alt taşıyıcılarına eklenir ve böylece kanal dürtü cevabı elde edilerek kestirim yapılır. Performans itibariyle pilot ton eklemek, kör kanal kestirimine göre daha verimli bir çözümdür[17-22].

Pilot ton eklemeli yöntemlerde en küçük kareler (LS), Minimum ortalamalı karesel hata (MMSE) gibi klasik algoritmalar kullanılmaktadır[23]. LS algoritması matematiksel olarak kolay işlemlere haiz bir algoritma olmasına rağmen performansı düşük bir algoritmadır. MMSE algoritmasının üstün performansının yanında, matrisin tersinin alınması, kestirimde korelasyon işlemi, alıcı taraf için gerekli istatistiksel verilere de ihtiyaç duyması bakımından karmaşıklığı ve uygulanabilirliği zor bir uygulamadır [14-16].

Klasik yöntemler ile birlikte son yıllarda yapay zeka teknikleri ile elde edilmiş olan çalışmalar da mevcuttur. [26-29] Bu konudaki zeki optimizasyon teknikleri halen uygulaması çok kısıtlı bir konumdadır. [30]'da Enerji nakil hatlarında kanal kestirim işleminin pilot tonların yerleştirilmesi ile yapılan uygulanabilirliği yüksek bir sistem öngörülmüştür. [31]'de yine nakil hatlarında kanal kestirim işleminin pilot tonların yerleştirilmesi yapılmasının yanında yapay sinir ağları ile sistem performansı iyileştirilmiştir. [32]'de ise ortak kanal veri kestirimine dayanarak kör kestirim yöntemi

kullanılmıştır. Pilot tonlarının özel yerleştirilmesi ile kestirimci algoritmanın performansını artırmaya dayalı çalışmalar da bulunmaktadır[21]. Bu çalışmada Cramer-Rao sınırı ile pilot ton yerleşiminde bulunulmuştur. Ayrıca [33]'de ortalama karesel hata değeri minimize edilerek pilot ton yerleşimi yapılması bakımından farklı bir uygulamadır. [34]'de OFDM sisteminde genetik algoritmanın MMSE algoritmasının çözümü incelenmiş ve uygun sonuç aldığı görülmüştür.

Tezin Amacı ve Önemi

Bu Yüksek Lisans tez çalışmasında literatürde bulunan birçok klasik yöntemin (kör kanal kestirimi, LS, LMS ve MMSE) kullanıldığı birçok araştırmaya rağmen sistem performansını artırmak için Enerji nakil hatları kanalı da kullanılarak, kanal kestirim yapmaktır. Klasik yöntemlerin neden olduğu karmaşıklık veya düşük performans gibi kriterlerin en aza indirilebildiği optimum yaklaşım için gerçekleştirilmiş bir çalışmadır. Analitik olarak modellenmesine gerek olmadan sadece matematiksel modelinin iş görebildiği yapay zeka tekniklerinde, giriş ve çıkışlar arasındaki ilişkilerin bilinmesi sistemin modellenmesi için yeterlidir. Bu sistemde kanal gibi giriş ve çıkışın olduğu bir kapalı kutu için tasarlanmış gibidir. Bu tezde çok katmanlı yapay zeka tekniklerinin öğrenme güdüsü kullanılmış ve daha iyi sonuçlar verdiği gösterilmiştir. Ayrıca doğadaki canlıların davranışlarının esin kaynağı olduğu yapay arı koloni uygulaması ile kanalı kestirmeye yarayan pilot tonların yerleşimi optimize edilmiş ve LS algoritması gibi performansı düşük bir algoritmanın performansı artırılmıştır.

Tezin birinci bölümünde, enerji nakil hatlarının yapısı modellenmesi, çoğullama tekniğimizin (OFDM) yapısı, PLC-OFDM modellenmesi, sistem modelli, uygulanacak optimizasyon yöntemleri ile ilgili genel bilgilerden bahsedilmiştir.

İkinci bölümde, yapay zekâ teknikleri, yapısı öğrenme süreci, parametreleri, buna bağlı algoritmalar açıklanmıştır.

Üçüncü bölümde, yapay zeka optimizasyon uygulamaları, algoritmaları bunlara bağlı operatörler ve ABC algoritması açıklanmıştır.

Dördüncü bölümde, simülasyon çalışmaları, parametreler ve grafikler ışığında verilmiş ve son bölümde de bunlarla ilgili sonuçlardan bahsedilmiştir. Daha sonraki çalışmalar için tavsiyelerde bulunulmuştur.

1. BÖLÜM

ENERJİ NAKİL HATLARI VE OFDM

1.1 Enerji Hatları Üzerinden Haberleşme Metotları

Enerji hatları üzerinden haberleşme, elektriğin kullanımının başlamasını takiben başlayan bir süreç olmuştur. Telgraf sistemlerinde gerilim kontrolü amaçlı, sayaç haberleşmeleri amaçlı olarak Amerika'da ve İngiltere'de kullanılmıştır. Yüksek gerilim hatlarındaki ilk ses iletimi 1930'lu yıllarda düşük bir veri hızı ile gerçekleşmiştir[35].

Enerji hatları üzerinden haberleşmesi uzun mesafeli ve yüksek hıza ihtiyaç duyulmayan veri ve ses iletişimi için kullanılmaktadır. Gelişmekte olan dünya ülkeleri enerji hattı üzerinden haberleşme sistemleri kurmakta ve bu konular üzerine çalışmalar yapılmaktadır. Bir çok Avrupa ülkesi enerji hattı üzerinden farklı frekans bantları kullanarak enerji izleme ve kontrol işlemlerini gerçekleştirmektedirler. Ülkemizde de PLC sistemi kullanılmaktadır. 50 Hz' de enerji taşıyan nakil hattının üzerine 50 kHz – 500 kHz aralığında yüksek frekanslı bilgi sinyali aynı hat üzerinden gönderilmektedir. Gönderilen sinyaller alıcı tarafta çözümlenilerek anlamlı veriler haline getirilmektedir[36-37].

Genellikle alçak gerilimde kullanılan bu haberleşme metodu; ev otomasyonu, akıllı binalar, uzaktan sayaç okuma, yük yönetimi vb. konularda aktif olarak kullanılmaktadır[38].

Enerji hatları verimli kanallar olmasına rağmen birçok araştırma sonucuna göre geri plan gürültüsü, dürtü gürültüsü, dar bant gürültüleri gibi gürültüler kanaldaki bozulmanın ana aktörleridir[39-41].

Dikgen frekans çoğullamalı modülasyon tekniği; kanalın verimli kullanılması ve verilen kanal genişliğinin yerleşiminin doğru yapılması gibi teknik özelliklere sahiptir[79].

Dünya üzerinde birçok örneği olan nakil hatları üzerinden haberleşme, Kayseri'de OG kablolar yardımı ile İndirici trafo merkezlerinin haberleşmesi amacı ile kurulmuş olup, ayrıca şu an abone sayaç verilerinin ve trafo sayaçlarının modem üzerinden okunması sürecinde bu haberleşme tekniği etkin olarak kullanılmaktadır.

TEİAŞ, Türkiye için İletim şirketi görevini 380kV-154kV-36kV enerji seviyelerinde yürütürken; yük tevzi merkezi ve üretim tesisleri arasında bu haberleşme metodundan yararlanmaktadır.[43].

Kaynak [44]'de özel firmaların enerji hatları üzerinden haberleşmenin sahip olduğu dezavantajları gidermeye yönelik, yeni çalışmaları ile ilgili bir araştırmadır.

[46]'e göre özellikle Elektrik dağıtım şirketleri için enerji nakili yanında veri nakli de büyük bir gelir kapısı oluşturacaktır.

Kaynak [46]'de dünyanın önde gelen elektrik firmasından birinin enerji hattın üzerinde veri hızının yükseltilmesi için bilimsel çalışmalar yapmış ve bunun sonucu olarak, sahada kurulumunu ve gerçekleştirmesini yaparak dergisinde duyurmuştur.

Elektrik enerjisi ile çalışan ve çalıştırılması gündemdeki otomobiller de Gelişen teknolojiler ve ihtiyaçlar ışığında enerji hatları üzerinden haberleşmeyi kullanmak durumundadır. Bunun ile yine dünyanın önde gelen Araştırma geliştirme departmanları çalışmalar yürütmektedir.

1.2 Enerji Nakil Hatları ve Parametreleri

Enerji nakil hatları; elektrik enerjisin üretildiği yer ile tüketicilere ulaştığı yer arasında kalan kısma verilen isimdir. Elektrik enerjisi enerji nakil hatları üzerinden taşınmaktadır. Enerji nakil hatları taşınması gerekli enerji miktarına, üretici ile tüketici arasındaki uzaklığa göre farklı gerilimlerde farklı kesitlerdeki tel veya yer altı kabloları ile taşınmaktadır. Türkiye'de 0-1 kV arası gerilim alçak gerilim, 1 kV - 36 kV orta gerilim, 36 kV-170 kV yüksek gerilim 170 kV üzeri ise çok yüksek gerilim olarak

adlandırılmasına rağmen dünyada bu uygulama kullanılmayıp, 1kV üstü yüksek gerilim olarak kabul edilmektedir. Üretim ve tüketim yerlerinin çoğalması, uzaklık gibi nedenlerden dolayı üretim yerleri birbirine Enterkonnekte sistem ile bağlanmıştır. Böylelikle üretim kaynakları tek bir üretim yeri olarak kullanılabilmektedir. Ülkemizde tüm elektrik üretimlerini kontrol eden bu iç içe bağlantılı sistem TEİAŞ kontrolünde 380 kV ve 154 kV sistemler ile bağlantı yapmaktadır[7]. Elektrik dağıtım şirketleri TEDAŞ veya TEDAŞ kontrolünde özel dağıtım şirketleri olarak 36 kV enerji seviyesinden almakta ve müşterilerine 36 kV, 17.5 kV, 6.6 kVve 0.4 kV gibi enerji seviyelerinden vermektedir.

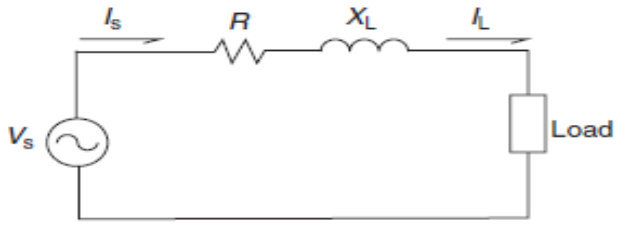
Enerji Nakil hatları dizaynı dört parametreye göre şekillenir.

- Resistans
- İndüktans
- Kapasitans
- Kondüktans

Resistans yani direnç malzemenin belirlenen sıcaklıktakı dayanma gücü, induktans ve kapasitans iletkenin etrafındaki manyetik ve elektrik alanı ve geometrik şekli nedeniyle oluşmaktadır. Konduktans ise izole kısımlardan ve havadan akan kaçak akılardan dolayı oluşmaktadır. Kaçak akılar nominal akılara göre oldukça düşük olduğundan enerji nakil hatları modellemede çoğunlukla ihmal edilir[47].

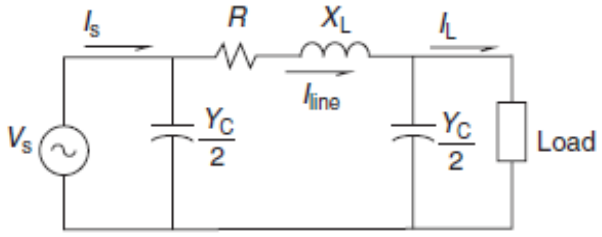
1.3 Enerji Nakil Hattı Eşdeğer Devreleri

Enerji nakil hatları uzunluklarına göre modellenir. Bu modellemeler yapılırken 80km (50 mil) altı için kısa uzunluklu nakil hattı olarak nitelendirilirken, bu durumda kapasitif etki ihmal edilirken hat resistans ve indüktans olarak modellenir ve birbirine seri bir şekildedir.



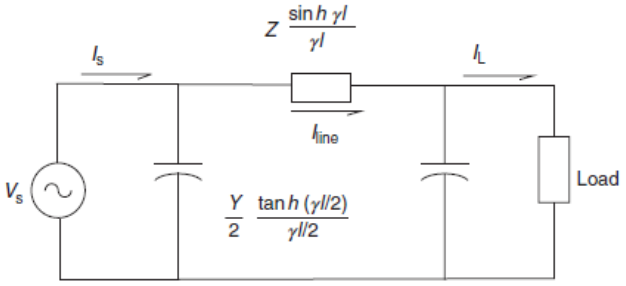
Şekil 1.1. Kısa mesafeli enerji nakil hattı eşdeğer devresi.

Enerji nakil hattı 80km ile 240 km arasında ise orta uzunluktaki nakil hattı olarak adlandırılıp, nominal π devresi ile gösterilir[48].



Şekil 1.2. Orta mesafeli enerji nakil hattı eşdeğer devresi.

Hem kısa hem orta uzunluktaki enerji nakil hattı da toplu parametreli modele göre yaklaşık olarak oluşturulmuştur. Fakat bu nakil hatları 240 km den daha fazla ise modelleme yapılırken eşit olarak dağıtılmış parametreleri göz önünde bulundurmalıdır. İndüktans ve kapasitanslar diferansiyel eşitliklere uygun olarak seçilmeli, aynı zamanda akım ve gerilim değerleri de zaman ve hat uzunluğuna göre modelleme yapılarak bulunmalıdır. Uzun mesafeli enerji nakil hattı aşağıdaki gibi modellenir[47]:



Şekil 1.3. Uzun mesafeli enerji nakil hattı eşdeğer devresi.

2. BÖLÜM

DİKGEN FREKANS BÖLMELİ ÇOĞULLAMA(OFDM) SİSTEMLERİNDE KANAL KESTRİM YÖNTEMLERİ

2.1 Dikgen Frekans Bölmeli Çoğullama (OFDM)

Dikgen frekans bölmeli çoğullama, toplam hız değişmeyecek şekilde yüksek hızlı veri akışını, eş zamanlı olarak belli sayıda alt taşıyıcı üzerinden, alt bantlardan düşük hızda göndermeyi sağlayan bir modülasyon ve çoğullama tekniğidir. Semboller arası girişime engel olunması taşıyıcılar arası süre ve mesafe artmasından kaynaklanmaktadır[1]. Kanalın her bir alt bant için düz sönümlemeli hale gelmesi semboller arası girişimin olmaması nedeniyledir. OFDM sembolleri için koruma aralığı yardımı ile semboller arası girişim problemi önlenir. Ayrıca OFDM'nin en bilinen özelliklerinden biri olan spektrumların birbiri üzerine binmesi ve alt taşıyıcılardaki dikgenlik sayesinde verimli band genişliği sağlanabilmektedir[2].

Dikgen Frekans Bölmeli Çoğullama (OFDM) modülasyon yayılı spektrum sistemlerine göre daha verimli bir band genişliği kabiliyeti bulunmasının yanında bandın ayrıştırılabilmesi bakımından da oldukça esnek bir yapıya sahiptir[6]. Bu özelliği farklı alt taşıyıcı bandlarının olmasından kaynaklıdır. Ayrıca OFDM iyi dizayn edilmiş hata düzeltme metotları ile özellikle dürtü gürültüsüne karşı oldukça etkili olduğu görülebilmektedir. O yüzden enerji nakil hatları üzerinde alçak gerilimde haberleşmede OFDM tekniğinin uygulanması oldukça iyi bir seçimdir.

Deneyler sonuçlara dayanarak enerji nakil hatları üzerinden iletişimde OFDM tekniği ile haberleşirken genellikle 500kHz-3MHz arasındaki frekans aralığı kullanılmaktadır[4].

2.1.1. OFDM Sistemlerinde Dikgenlik

Bir sembol periyodunda her bir taşıyıcının tam sayı periyotlara sahip olmasıyla diğer taşıyıcıların her biri için orta frekansında bir sıfır oluşacak ve bu sayede alt taşıyıcıların birbirine dik olması gerçekleşecektir. Bu durum normal bir iletişim sisteminde kanaldaki band genişliğini daha küçük tutacak şekilde bir verimlilik kazandıracaktır. Taşıyıcılarda spektral düzlemde üstüste olmaları durumunda, taşıyıcılara çok küçük bir frekans aralığı verildiği için spektral verimlilik sağlanmış olacaktır. İletişim sistemindeki bu dikgenlik matematiksel olarak şu şekilde ifade edilir:

$$\int_a^b \Psi_p\,(t)\,\Psi_q^{'}dt = \begin{Bmatrix} K \Leftrightarrow p = q \\ 0 \Leftrightarrow p \neq q \end{Bmatrix} \tag{2.1}$$

Sistemde n. alt taşıyıcı Ψ_p olması durumunda ve Ψ alt taşıyıcı kümelerine sahip olduğunda alt taşıyıcılar birbirine dikgen olmaktadır.[5-11].

2.1.2. OFDM Sinyallerinin Üretilmesi

OFDM sinyallerinin üretilmesi için alt taşıyıcıların üretilmesi sağlanmalıdır. Bunun için Ters hızlı Fourier dönüşümü(IFFT) yapılmalıdır. IFFT boyutu sistemin meydana getireceği etkilere karşı sistemin direnci bakımından avantajdır. Daha sonra yapılacak işlem ise OFDM sinyaline öncü eklerin eklenmesidir. Bu aşamalar bir sonraki bölümlerde detaylıca anlatılmaktadır.

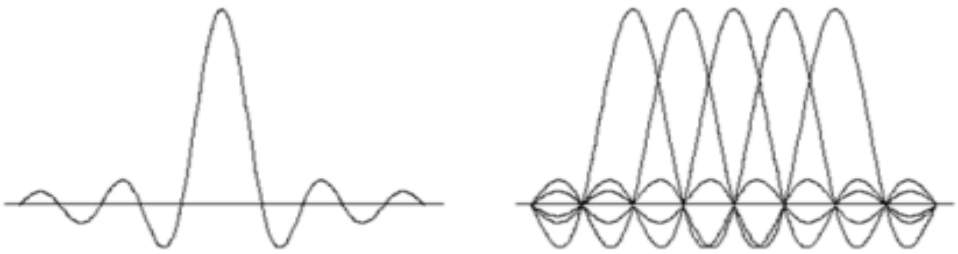
2.1.3. OFDM' de IFFT Kullanarak Alt Taşıyıcıların Üretilmesi

Farklı modülasyonlar ile modüle edilen alt taşıyıcılar OFDM sinyalini oluşturmaktadır.[5-11]:

$$s(t) = \left\{ \mathrm{Re}\left\{ \sum_{i=-\frac{Ns}{2}}^{\frac{Ns}{2}-1} d_{i+\frac{Ns}{2}} \exp(2j\pi(\frac{i+0.5}{T}(t-t_s)) \right\} \right\} \Rightarrow t_s \leq t \leq t_s + T \tag{2.2}$$

Bu formülde $N_s$alt taşıyıcı sayısı, T sembole ait süre, d_i karışık QAM sembollerini temsil etmektedir. $t=t_s$anında başlayan yukardaki OFDM işaretinde zaman için diğer anlarda değer sıfırdır. OFDM işaretinin istenilen taşıyıcı frekansının sinüs veya kosinüs değerleri ile çarpılması ile sonuç OFDM sinyali üretilir. Kompleks temel band formulasyonu ise

$$s(t)=\left\{\left\{\sum_{i=-\frac{Ns}{2}}^{\frac{Ns}{2}-1} d_{i+\frac{Ns}{2}} \exp(2j\pi(\frac{1}{T}(t-t_s))\right\}\right\} \Rightarrow t_s \le t \le t_s+T \tag{2.3}$$



Şekil 2.1. OFDM işaretinde tek ve çoklu alt taşıyıcı örnekleri.

Yukarıdaki işaretlerde tek alt taşıyıcı olan ve 5 alt taşıyıcıya sahip OFDM sinyali sembolize edilmiştir. Burada dikkat edilmesi gerekli nokta tüm alt taşıyıcıların T aralığında tamsayı salınımlara sahip olması ve sıralı alt taşıyıcılar arasındaki salınımların birbirinden farklı olmasıdır. Bu durumdikgenlik özelliğini açıklamaktadır. Ayrıca dikgenlik özelliğinin sağlaması için Denklem (2.1)'e göre OFDM sinyali, sembole ait süre içerisinde sıfırdan farklı alt taşıyıcılar bulundurmaktadır.

Denklem (2.2)'de tanımlanan OFDM sinyali, giriş sembolünün ters Fourieridir. Ayrık zaman için ifade aşağıdaki gibi olmaktadır[5-11]:

$$s(n)=\sum_{i=0}^{Ns-1} d_i \exp\left(2\pi j \frac{n_i}{N}\right) \tag{2.4}$$

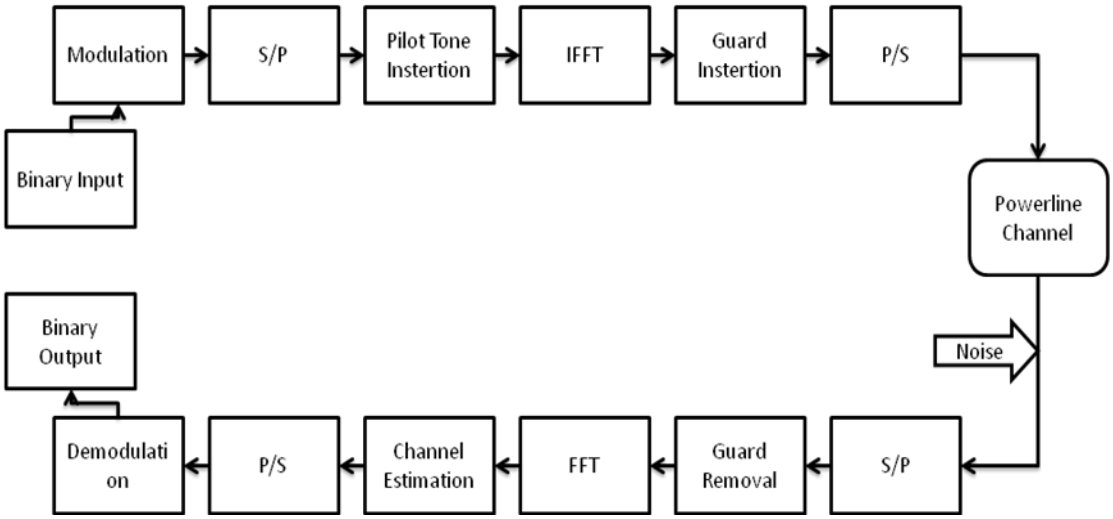
2.1.4. OFDM Sinyaline Koruma Aralığının Eklenmesi

OFDM sistemlerinde, girişimlere dayanıklılık sağlamak için periyodik olarak ön ek (cyclic Prefix) olarak belirtilen OFDM sinyalinin son bölümün bir kopyası koruma aralığı olarak eklenir. Sinyalde periyodik olup olmamasını sağlayan bu ek taşıyıcıların dikgenliğini değiştirmez. Sembollerin arasındaki girişimleri önlemek için kullanılır.

OFDM sinyalinin son kısmı verici tarafta ön kısma eklenirken, alıcı tarafta bu ifade kaldırılır. Semboller arası girişim, semboller arası girişim (ISI) ve taşıyıcı arası girişim (ICI) olmayacak şekilde maksimum kanal gecikme yayılımından daha uzun olmalıdır.[5-9].

2.2. PLC-OFDM Sistem Modeli

Tipik OFDM sistemi Şekil 2.6.'da gösterilmiştir. Binarydatalar QPSK Modülasyonu ile gönderildikten sonra parelelden seri versiyona dönüştürülüyor. Pilot tonlar ile kanal dürtü cevabı (CIR) görülmeye çalışılıyor. OFDM tekniğinin yukarda belirtilen özelliklerinden dolayı ters Fourier dönüşümü (IFFT) yapılıp, ön ek ekleme işlemi yapılıyor. İşareti kanala parelel olarak verilerek verici kısmı son bulmaktadır. Nakil hattı bir transfer fonksiyonu olarak modellenip daha sonra ortam gürültüsü Dürtü gürültü eklenerek alıcı tarafa naklediyor. Alıcı tarafta verici tarafta yapılan işlemlerin tersi yapılırken, Kanal kestirimi(Channel Estimation) kısmında farklı metotlar kullanılarak giriş ve çıkış datalarının birbirinin aynısı olması yada hata oranı azalması amaçlanmıştır.

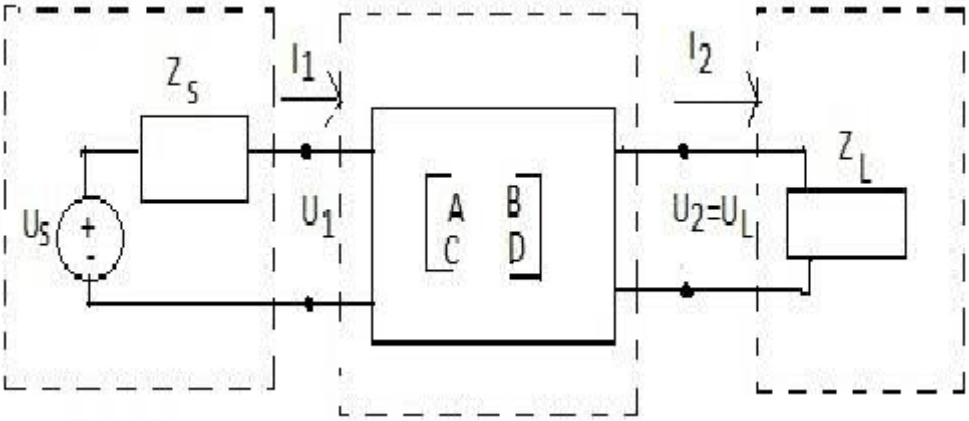


Şekil 2.2. PLC-OFDM sistem modeli.

2.2.1 PLC Sistem Modeli

Enerji nakil hattı, enerji nakil hattı parametrelerinin yanında giriş çıkış voltaj ve çift porttaki akım değerlerinin birbiriyle ilişkisini anlatan transfer fonksiyonu sayesinde modellenir.

$$\begin{pmatrix} U_1 \\ I_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} \begin{pmatrix} U_2 \\ I_2 \end{pmatrix} \tag{2.5}$$



Şekil 2.3. PLC sistem modeli.

Bu modelin transfer fonksiyonu ise aşağıdaki gibidir:

$$H = \frac{U_L}{U_S} = \frac{Z_C}{AZ_C + B + CZ_C Z_C + DZ_S} \tag{2.6}$$

ABCD matrisinde d karakteristik uzunluğu , Z_C empedans ve γ iletim sabiti yardımı ile hesaplanır [6-15]:

$$\begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cosh(\gamma d) & Z_C \sinh(\gamma d) \\ Z_C \sinh(\gamma d) & \cosh(\gamma d) \end{pmatrix} \tag{2.7}$$

Buradaki Z_c ve γ ifadeleri ise;

$$Z_C = \sqrt{\frac{R' + j\omega L'}{G' + j\omega C'}} \tag{2.8}$$

$$\gamma = \sqrt{(R' + j\omega L')(G' + j\omega C')} \tag{2.9}$$

Burdan da anlaşılacağı üzere kanal frekans ve uzunluk parametrelerine göre değişim gösterir [13].

2.3. PLC-OFDM Kanal Kestirimi

Zamana bağlı değişken ve frekans seçmeli sistemler kanalın yapısı nedeniyle genlik ve faz kaymalarına maruz kaldıkları için OFDM sistemlerinde modulasyonu yapılmış iletim bitlerinde değişimler oluşmaktadır. Alıcı ve verici arasında bitlerin doğruluğun sağlanması sistem performansı için önemli bir parametredir. Kanalın yapısı ve kanaldaki değişimleri, kanal dürtü cevabı ile analiz edilmesi evre yapısına uyumlu demodulasyon için temel unsurlardan birini oluşturmaktadır. Bu kanal dürtü cevapları kanal kestirim yöntemleri ile hesaplanmaktadır. Genel olarak hesaplama teknikleri arasından kör kanal kestirimi ve alıcı tarafından pozisyonu bilinen pilot ton eklemeli kestirim öne çıkar [14-22].

Kör kanal kestirimini genel olarak açıklarsak; sistemin daha önceki istatistiksel bilgilerine ihtiyaç duyan, yüksek hızlarda iletim için uygun olmayan, ancak kanalı kestirmek için fazladan veri eklemesi olmayan karmaşık bir yöntemdir [14-15]. Diğer yöntemde ise pilot tonlar OFDM alt taşıyıcılarına eklenir ve böylece kanal dürtü cevabı elde edilerek kestirim yapılır. Performans itibariyle pilot ton eklemek, kör kanal kestirimine göre daha verimli bir çözümdür [17-22].

2.3.1. Pilot Ton Eklemeli Kanal Kestirim Yöntemleri

Pilot tonların yerleşimleri için genelde iki ana yöntem bulunmaktadır.[14] Bunlar blok ve tarak tip pilot ton yerleşimidir. Bu yerleşim yöntemleri ile en küçük ortalama karesel hata (MMSE) ve en küçük kareler algoritmaları (LS) ile kanal kestirimleri yapılabilir[23].

2.3.1.1. Blok Tip Pilot Ton Yerleşimi

Tüm alt taşıyıcıların pilot ton olarak kullanıldığı bu sistemde pilot tonlar alt taşıyıcılara periyodik ve blok halinde yerleştirilir. Bu sayede kanalın dürtü cevapları tespit

edilmektedir. Alıcı tarafta pilot tonlar kanal karakteristiğini bölümler halinde yansıtmaktadır. Sönümlemenin fazla olduğu durumlarda işlevselliği ve verimi yetersizdir [23-49].

2.3.1.2. Tarak Tipi Pilot Ton Yerleşimi

Tarak tipi pilot ton yerleştirme işlemi kanalın cevabının çok fazla değiştiği durumlarda kullanılan, pilot tonların belirli pozisyonlarda yerleştirilmesiyle yapılır. Ancak bu yöntemde bir önceki yöntemden farklı olarak tüm alt taşıyıcılar artık pilot semboller değildir. Bu yüzden ara değerlendirme (interpolasyon) yöntemleri kullanılarak tüm kanal hesap edilir. İnterpolasyon teknikleri doğrusal ara değerlendirme, ikinci dereceden ara değerlendirme ve alçak geçiren ara değerlendirme gibi ara değerlendirme çeşitlere sahiptir[50].

2.3.2. Kanal Kestirim Algoritmaları

Alıcı tarafta gönderilen sinyalin elde edilmesi $Y(k)=H(k)X_{n,k}$ işleminde H(k)'nın dürtü cevabına bağlıdır. Bu ifadeyi kestirebilmek için LS ve MMSE algoritmaları kullanılmaktadır.

2.3.2.1. LS Algoritması

Zaman değişimli ve sönümlemeli kanallarda performansı düşük olan bu yöntem uygulanışı ve işlem sayısı bakımından daha basittir. En küçük kareler yöntemi (LS) değişen iki fiziksel büyüklük arasındaki matematiksel bağıntı için mümkün olan en uygun denklemi oluşturmak için yazılmış bir yöntemdir.

$(Y-XF_G)^H(Y- XF_G)$ ifadesini LS algoritmasını ile minimize eder ve

$$H_{LS} = X^{-1}Y = H_{LS} + ((XF_G)^H (XF_G))^{-1} XF_G{}^H W \qquad (2.10)$$

Bu ifade kestirilip daha sonraki veriler de bunun ışığında belirlenir. Buradaki matris işlemi $(*)^H$ Hermitian matrisidir. Bu ifade sonrası ortalama karesel hata(MSE) ise:

$$\text{OKH}=\frac{1}{LN_T}\varepsilon\left\{\left\|\overline{H}-H\right\|^2\right\}=\frac{1}{LN_T}tr\left\{A^t\varepsilon\left\{WW^H\right\}(A^t)^H\right\} \tag{2.11}$$

olup, tr(*) iz matrisini, A XF_g $(*)^t$ Matrisin tersini, ε (*) beklenti matrisini simgelemektedir. Bu ifadeye sıfır ortalamalı beyaz Gauss gürültüsü de eklenince Ortalama karesel hata ifadesi, P pilot ton sabit gücü kabul edildiğinde aşağıdaki gibi yazılabilir.[33]:

$$\text{MSE}=OKH=\frac{\sigma^2}{P} \tag{2.12}$$

2.3.2.2. MMSE Algoritması

En iyi kanal kestirim algoritması olarak adlandırılan MMSE, kanalın istatistiksel verilerine ihtiyaç duyan sayısal karmaşıklığa sahip olan ancak düşük SNR değerlerinde performansı yüksek bir kestirimcidir.[51]:

$$R_{hY}=E\left\{\overline{h}\overline{Y}^H\right\}=R_{hh}F^HB^H \tag{2.13}$$

Bu ifadede, R_{hY} ifadesi $\left\{\overline{h},\overline{Y}\right\}$ ifadelerinin kovaryans matrisidir. Ayrıca $\overline{Y}$ ifadesinin otokovaryans matrisi gürültü varyansı $\sigma_G^2=E\left\{\left|G(k)^2\right|\right\}$ alındığında [14];

$$R_{YY}=E\left\{YY\right\}=XFR_{hh}F^HX^H+\sigma_G^2I_N \tag{2.14}$$

otokovaryans matrisi bulunur.

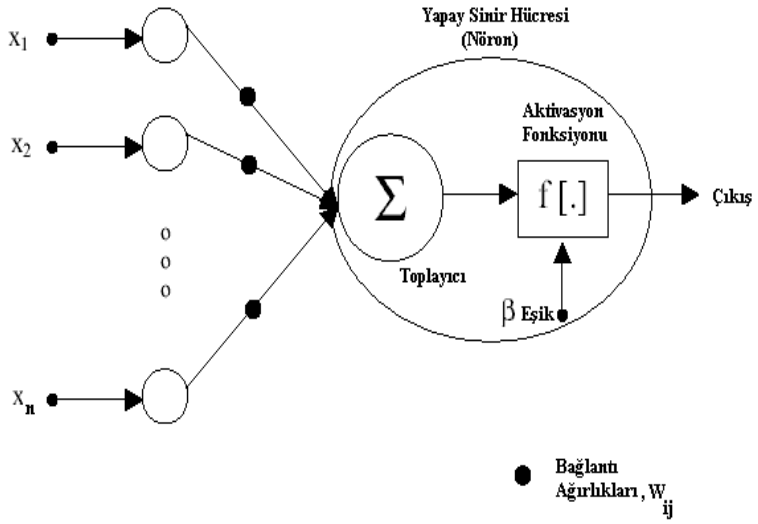
3. BÖLÜM

YAPAY ZEKÂ YÖNTEMLERİ

3.1. Yapay Sinir Ağları

Mühendislik sistemlerinde analiz genelde iki evreden oluşur. Birincisi mevcut sistemin matematiksel olarak modellenmesi, ikincisi ise elde edilen matematiksel eşitliklerin ve denklemlerin çeşitli yaklaşımlı sayısal yöntemler vasıtasıyla çözülmesidir. Bu evrelerden ilki iyi bir matematik alt yapısı ikincisinde ise sağlam hesaplayıcı teknikler içermelidir. Ayrıca ortak olarak iyi bir sezgi ve bilgiye ihtiyaç da duyulmaktadır. Bilgisayar teknolojisindeki gelişmeler neticesinde sonlu farklar, sonlu elemanlar, sınırlı elemanlar gibi sayısal analiz teknikleri daha etkin olarak kullanılmaktadır. Farklı analiz teknikleri bu gelişimden sonra ihtiyaç haline gelmiş ve bunlardan biri insan beynini model olarak kullanan yapay zekâ uygulamalarıdır[52].

Bilinen yapay sinir ağı hücresi, biyolojik sinir hücresine göre kıyaslandığında oldukça basit olarak modellenmiştir. Yapay sinir ağında temel olarak diğer nöronlardan alınan veriler (toplam fonksiyonları, ağırlıklar, aktivasyon, girişler ve çıkışlar) bulunmaktadır. Bu veriler ağırlıklar yardımı ile nörona bağlanır ve girişin etkisini değiştirmeye yarar. Toplam fonksiyonu net giriş olarak değerlendirilir. Toplam fonksiyonu; girişler ve girişlerin ağırlıkla çarpımlarının sonucudur. Aktivasyon fonksiyonu ise nöron çıkışını hesaplayan bir fonksiyondur.



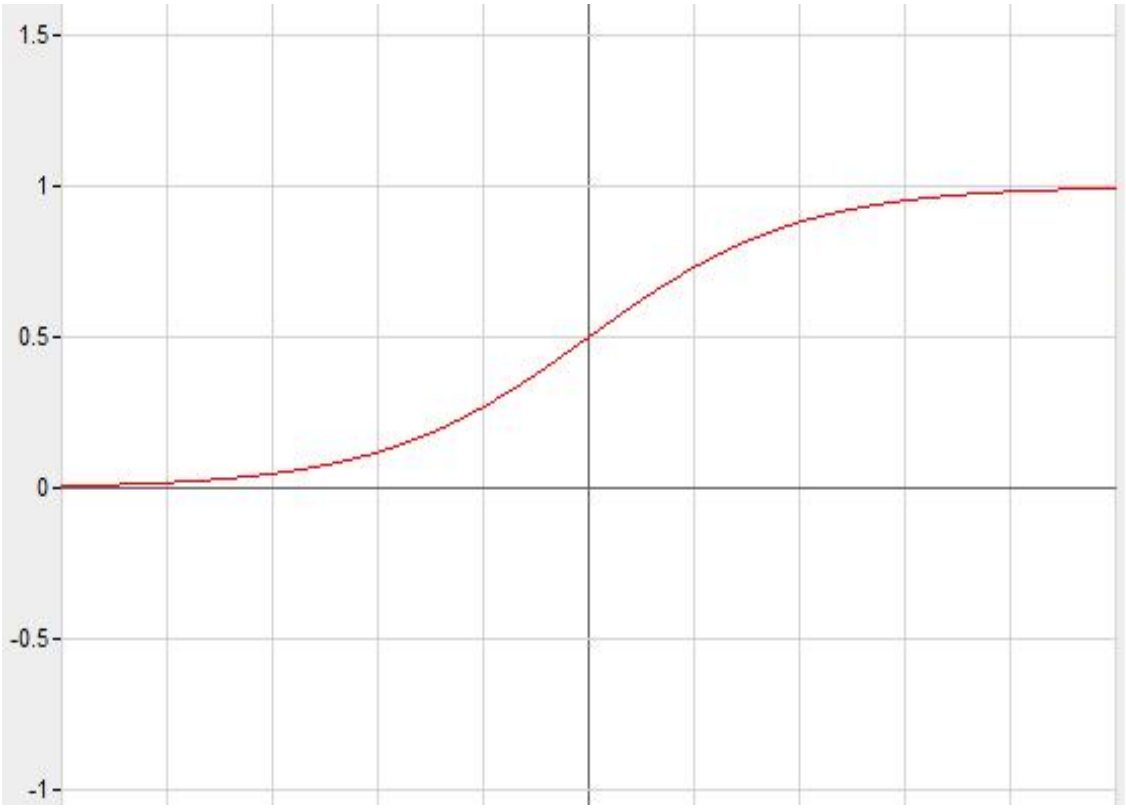
Şekil 3.1. Yapay sinir ağı yapısı.

Çıkış $\sigma = f(WX + b)$ olarak hesaplanır. Bu ifadedeki b eşik değeri, W ağırlık, X giriş f ise aktivasyon fonksiyonudur. n sayıdaki girişler için formül [53-56]:

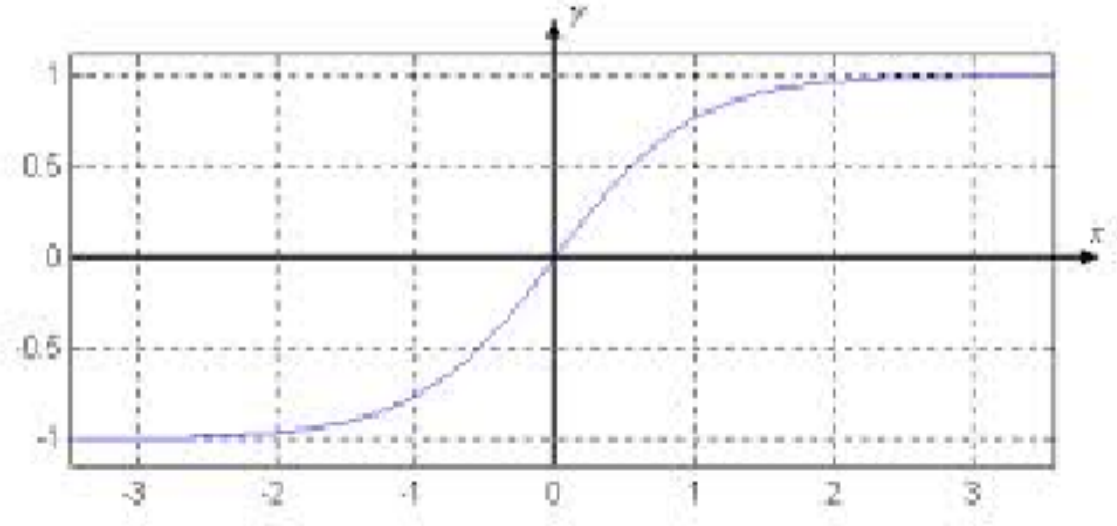
$$o=f(\sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b) \tag{3.1}$$

3.1.1.Aktivasyon Fonksiyonları

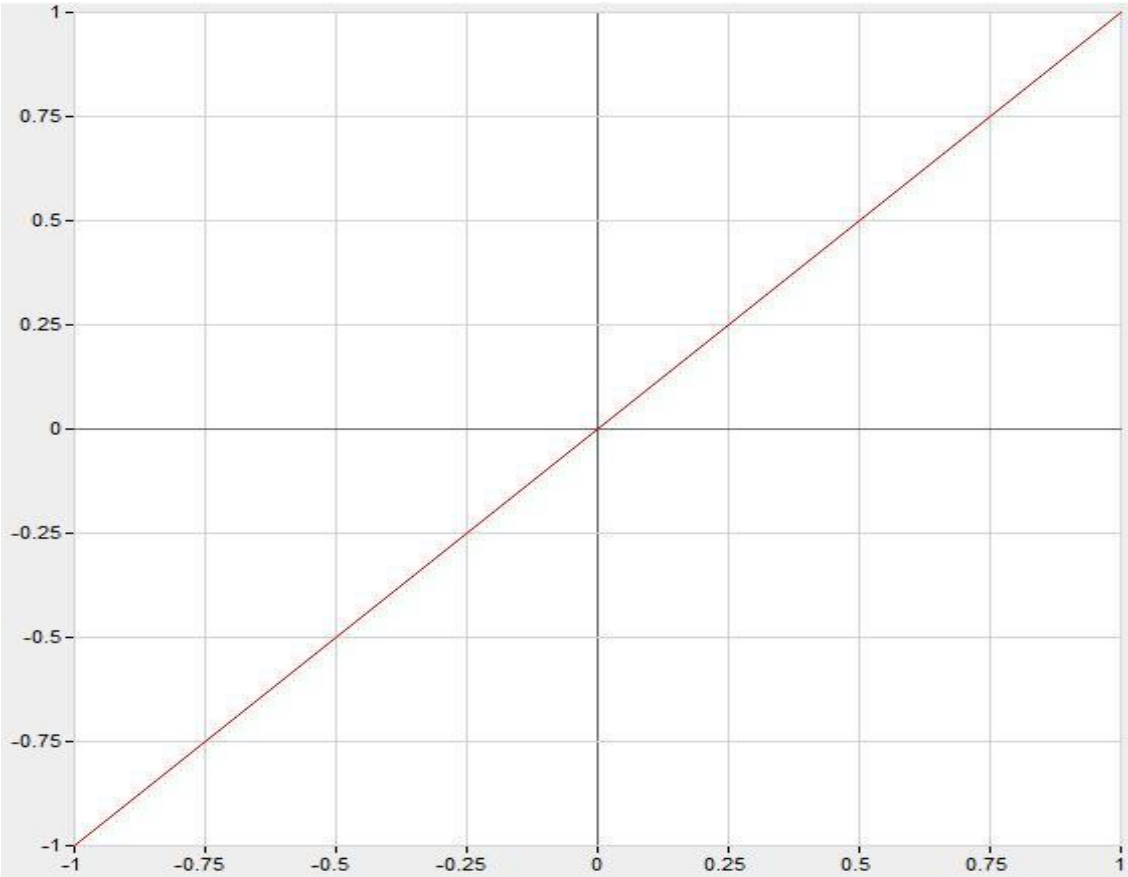
Aktivasyon kodu nöron hücre yapısından bağımsız olarak hangi amaca hizmet edeceğine göre farklılıklar göstermektedir. Sabit ya da değiştirilebilir olarak parametreler seçerek uygun yaklaşımda bulunulabilir. Bu fonksiyonlardan eşik aktivasyon fonksiyonu; aktivasyon değeri sıfırdan küçükse sıfır, büyükse bir değerini verir. Eğer sıfırdan küçük değerlerde sıfır yerine -1 değerini verirse Sigmoid Aktivasyon fonksiyonu olarak adlandırılır ve lineer olmadığı için türevsel işlemlerde kullanılabilir. Geri yayınımlı ağlarda kullanılan bir fonksiyondur. Doğrusal aktivasyon fonksiyonu çıkışı girişine eşit lineer bir fonksiyondur. Tanjant hiperbolik aktivasyon fonksiyonu ise lineer olmayan türevi alınabilir -1 ve +1 aralığında olan Sigmoid fonksiyon benzeri bir fonksiyondur,[53-56]:



Şekil 3.2. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu.



Şekil 3.3. Tanjant hiperbolik aktivasyon fonksiyonu.



Şekil 3.4. Doğrusal lineer aktivasyon fonksiyonu.

3.1.2. Yapay Sinir Ağlarının Öğrenme Süreci

Yapay sinir ağları belirli öğrenme yetkinliklerine sahip yapılardır. Beynin yapısı modellendiği için insan yapısında oluşan durumlar yani sinir hücrelerinin öğrenme süreci burada da geçerlidir. Bu süreçte dış ortam girişleri, yapay sinir ağı aktivasyon fonksiyonları yardımıyla bir çıkışa dönüştürülür. Belirtilen çıkış yine tecrübeyle eğitilmiş diğer hücrelere verilerek iki çıkış karşılaştırılıp hata bulunur. Çeşitli öğrenme algoritmaları kullanılarak gerçek çıkışa yakın sonuçlar elde edilmeye çalışılır. Amaç hatayı minimize etmek olduğu için burada ağırlıklar önem kazanmaktadır. Amacına ulaşmış ağırlıklar yapay sinir ağları tarafından saklanır [80-85].

Ağırlıklar sürekli saklanarak asıl sonuca ulaşma süresi öğrenme süresi olarak adlandırılır. Bu süreçte kullanılan verilere deney bloğu denir. Bu bloktan sonra farklı veriler verilerek, çıkış gerçek çıkışla kontrol edilir. Tam bir prosedürü olmasa da

optimum noktanın bulunması amacı ile verilerin yaklaşık yüzde yetmiş beşi deney bloğu olarak, kalanı ise sistem performansı için test amaçlı olarak kullanılabilir[53-56]. Bizim uygulamamızda bu oranı değiştirebilmekle beraber yüzde yirmi beşi deney yüzde yetmiş beşi test bloğudur.

3.1.3. Yapay Sinir Ağları Algoritmaları

Yapay sinir ağları algoritmaları eğiticisiz öğrenme, takviyeli öğrenme ve eğiticili öğrenme gibi üç temel yapıda toplanabilir. Eğiticili öğrenme yukarda bahsedildiği gibi eğitici ve test bloğunun olduğu yapıya verilen isimdir. Bu algoritmada ağırlıklar güncellenerek hata azaltılmaya çalışılır [80-85]. Takviyeli öğrenmede ise deneme yanılma metoduna dayalı ağın kendi yetenek bilgisine istinaden ağırlıkları belirleyen bir yöntemdir. Eğiticisiz öğrenmede ise amaç verileri belli olmadığı için hata bilgisi ağın öğrenme sürecini etkileyememektedir. Bu yüzden girişlerin oluşturduğu cevaplar karşılaştırılarak sonuca ulaşılır [53-56].

3.1.3.1. Levenberg- Marquardt Algoritması

Genel olarak bu algoritma mantığı maksimum komşuluktur ve yavaş yakınsama problemlerinden etkilenmeyen bir yöntemdir. İleri beslemeli sistemlerde hızlı bir öğrenme metodudur.

Amaç fonksiyonunun E(w) ve m hata terimi için:

$$E(w) = \sum_{i=1}^{m} e_i^2(w) = \| f(w) \|^2 \tag{3.3}$$

şeklinde verilir.

Bu ifadedeki $e_i^2(w)$ = $(y_i - y_{di})^2$dir. Burada amaç, fonksiyonu f(*) olup, algoritmanın amacı parametre vektörü w'nin E(w) minimum bir değerdeyken bulunmasıdır. Levenberg-Marquardt algoritmasında ile yeni vektör ile hâlihazırda farz edilen vektör arasında bir bağıntı vardır.

$$w_{k+1} = w_k + \delta w_k \tag{3.4}$$

Bu ifadedeki δw_kifadesi ise

$$(J_k^T J_k + \lambda I)\ \delta w_k = -J_k^T f(w_k) \qquad (3.5)$$

ile ifade edilirken J_k, f ifadesinin w_k ile değerlendirilmiş jakobiyeni olup, λ Marquardt parametresidir. I birim matristir.

Levenberg-Marquardt algoritması için aşağıdaki gibi bir yol haritası çizilebilir:

- $E(w_k)$ hesaplanır.
- Küçük Marquardt parametresi λ ile başlanır. (Tahmini 0.1)
- δw_k'yıyukardaki eşitlikler yardımı ile çöz ve $E(w_k + \delta w_k)$ değerini bul.
- $E(w_{k+1})$ değeri ilk işlemdeki $E(w_k)$'den büyükse λ kademeli olarak artırılır ve işlemler tekrarlanır. İşlem yada işlemler sonucu bulunan sonuç ilk işlemdeki $E(w_k)$'den küçükse λ kademeli olarak azaltılır ve işlem çıkışı yapılarak yeni parametreler güncelleştirilir.

Hedef çıkışı için çok katmanlı nöronun öğretilmesi sürecinde w değerine başlangıç değeri atanır ve işlemler başlar. Hataların kareleri toplamı hesaplanır ve her hatanın karesi terimi hedef çıkış ile normal çıkış arasındaki farkı ortaya koyar. Bu farklar ağırlık verilerinin oluşmasına neden olup Levenberg-Marquardt algoritmasının ana mantığını oluşturmaktadır [26-57];

Bir diğer algoritma olan Geri yayınım algoritması daha fazla tercih edilmesine rağmen, Levenberg-Marquardt algoritması bir takım avantajlara sahiptir. Sonuca Geri yayınım algoritmasına göre daha hızlı ulaşır. Lokal minimuma düşme olasılığı düşüktür. Geri yayılım düşme algoritması iken, Levenberg-Marquardt algoritması Newton metoduna bir yaklaşımdır. Levenberg-Marquardt algoritması Newton metodunun hızıyla adım düşme metodunun sağlamlığını birleştiren bir yapıdadır[54].

3.1.3.2. Geri Yayınım Algoritması

Yapay Sinir Ağının arzu edilen giriş-çıkış davranışının ne derece verimli olup olmadığının bir ölçütü olarak, YSA'nın çıkış katmanındaki her hücreye ait hatanın karelerinin toplamı olan bir uygunluk fonksiyonu tanımlanır. Eğitimin k adımındaki tekrarlamasında YSA'nın çıkış katmanındaki i adımındaki hücre çıkış değeri y_i , hücreden istenilen değer d_i ile gösterilirse, i sinir hücresinin hata işareti:

$$e_i = d_i - y_i(k) \tag{3.6}$$

denklemiile elde edilir. Uygunluk fonksiyonu da

$$E = \frac{1}{2}\sum_i e_i^2(k) = \frac{1}{2}\sum_i (d_i - y_i(k))^2 \tag{3.7}$$

denklemi ile ifade edilmektedir. Geri yayılım algoritmasının amacı uygunluk fonksiyonunun minimum olmasıdır. Uygunluk fonksiyonu YSA'nın ağırlık değerlerine bağlı olduğundan, algoritma YSA ağırlıklarının en uygun biçimde değiştirilmesi işlemlerinden oluşmaktadır.

Yapay sinir ağında her w_{ij} ağırlık değerinin değişim oranı gradyan-alçalma yöntemi olarak bilinen:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E(\vec{w})}{\partial w_{ij}} \tag{3.8}$$

denkleminden faydalanarak bulunmaktadır[37]. Buradaki η öğrenme katsayısını ifade etmektedir.

Geri yayılım algoritmasında her tekrar, ileri yayılım ve geri yayılım olmak üzere iki adımdan oluşmaktadır. İleri yayılım aşamasında YSA'nın o andaki durumda hücreye uygulanan giriş işaretlerine karşılık, çıkışlardaki değerler bulunur. Geri yayılım aşamasında, çıkışlarda oluşan hatalar referans kabul edilip, devredeki ağırlıkların

yeniden düzenlenmesi yapılmaktadır. Hücredeki her ağırlık değişimi $\Delta w_{ij} = \eta \delta_j y_i$ denklemi ile yapılmaktadır. δ_j , çıkış katmanı sinirleri için $\delta_j = e_j(k) f_j'$ gizli katmanlarda bulunan sinirler için:

$$\delta_j = f_j' . \sum_m \delta_m w_{mj} \tag{3.9}$$

olarak tanımlanmıştır. f_j, j sinirinin aktivasyon fonksiyonudur.

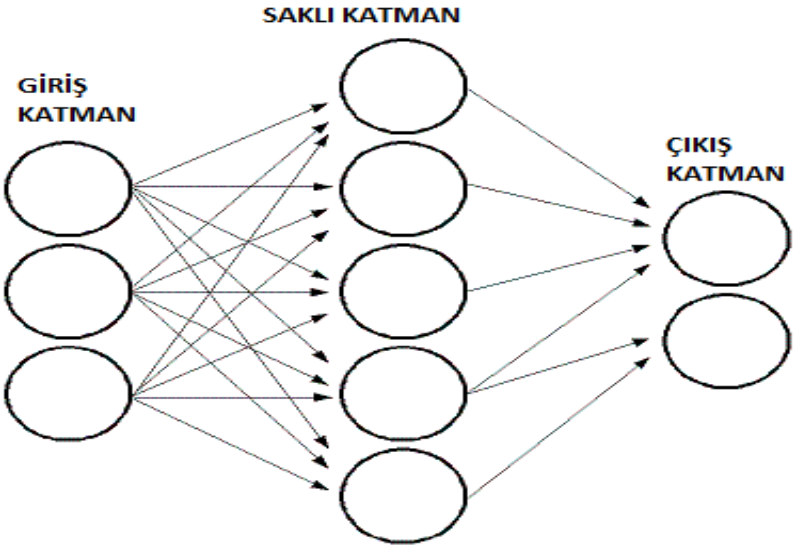
3.1.4. Yapay Sinir Ağların Yapıları

Tezde yapılan çalışmalarda çok katmanlı yapay sinir ağı modeli kullanılmıştır. Bunun nedeni, eğitim kısmının ilk aşamasında merkez vektörü belirlenmesi amacıyla, kontrolsüz yöntem kullanıldığında diskiriminant bilgilerinin kaybolmaması, diğer yapılara göre daha elastik olması, yapının değişimine izin vermesi ve regresyon problemlerin çözümünde sınırlandırılmış aktivasyon fonksiyonuna ihtiyaç duymamalarıdır [28].

3.1.4.1. Çok Katmanlı Algılama (MLP) Ağı

YSA, yapay sinir hücrelerini çeşitli şekillerde birbirine bağlanmasından oluşur ve katmanlar olarak gruplanıp, düzenlenir. Yapay sinir ağlarının`nın en çok kullanılan modeli çok katmanlı algılama sinir ağı (MLP) dır. Bir çok katmanlı algılama modeli her katmanda en az bir nöron bulunacak şekilde girişten oluşup ayrıca bir veya daha fazla gizli katman ve çıkış katmanından oluşur. Giriş katmanındaki işlemciler, giriş sinyallerini ara katmandaki işlemcilere dağıtan bir görev yürütür. Ara katman işlemci elemanları bir önceki katın çıkışlarını giriş olarak kullanır. Tüm girişlerle ağırlıklar çarpılarak toplanır. Daha sonra toplanan bu değer bir transfer fonksiyonundan geçirilerek o nöronun çıkış değeri hesaplanır. Bu işlemler bu kattaki bütün işlemci elemanlar için tekrarlanır. Çıkış katmanındaki işlemci elemanlar da, ara katman elemanları gibi davranırlar ve ağ çıkış değerleri hesaplanır. MLP modelde bilgi akışı ileri yönde olduğu için ileri beslemeli YSA olarak da bilinir. Farklı öğrenme algoritmaları kullanılarak ağın eğitilmesi sağlanır. Kullanılan eğitim algoritmasına göre

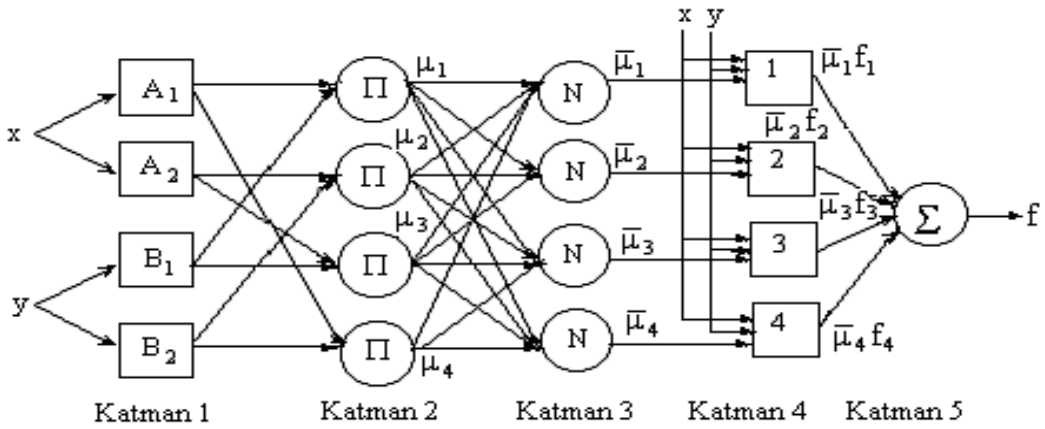
geri doğru yayılarak ağın çıkışı ile istenen çıkış arasındaki hata minimuma düşünceye kadar ağın ağırlıkları değiştirilir [28-58].



Şekil 3.5.MLP'de geri yayınım.

Hesaplanan hatayı geri yayma yönü giriş tabakasına doğru olduğunda geri yayınım olarak değerlendirilir.

3.1.5. Yapay Sinir Ağlı Bulanık Uyarlanabilir Mantık Sistemi (ANFIS)



Şekil 3.6. ANFIS yapısı.

Genellikle geri yayınım algoritması kullanılarak verilen veri setleri ile üyelik fonksiyonunun oluştuğu bulanık mantık sistemidir. Girişler üyelik fonksiyonlarındaki

parametrelere göre işlenir ve sonra çıkış ve onlara bağlı üyelik fonksiyonlarına göre çıkış verileri oluşturulur. Şekil 3.5 ‘de her bir kare uyarlanabilir düğümü gösterirken, her bir daire sabit düğümü göstermektedir. Beş katmandan oluşan sistemde, birinci katmandaki veriler bulanık mantık setleridir. Eğitim işlemleri sonucunda belirlenen parametreler a, b ve c olarak modellenmesi durumunda [59-60];

$$f_1 = a\,A_1 + b\,B_1 + c \tag{3.10}$$

$$f_2 = a_1\,A_2 + b_1\,B_2 + c_2 \tag{3.11}$$

Beş katmanlı sistemde her katmanın farklı bir rolü vardır. İkinci katmanda kuralların kesinlik derecesi cebirsel çarpım ile bulunur. Üçüncü katmanda kuralların normalizasyon işlemleri gerçekleşir. Dördüncü katmanda normalize edilmiş değerler çıkış fonksiyonu ile çarpılır [80-81]. Son katmanda ise dördüncü katmandaki çıkışlar toplanıp, sayısal değerler oluşturulur. Bu tezde gradyan iniş yöntemi kullanılarak, referans parametreleri sabit tutulduğunda, her eğitim adımı, bir ileri bir geri geçişten oluşturulmuştur. Dördüncü katman çıkışları hesaplanıp amaç değerleri ile kıyaslanır. Geri adımda hata sinyalleri geri yayılır. Üyelik fonksiyonları gradyan iniş yöntemi ile değiştirilir [59-62].

4. BÖLÜM

ZEKİ OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI

4.1. Genetik Algoritma

Genelde çözüm bölgesi geniş olan durum ve problemler için kullanılan, doğadaki canlı evrimini ilke edinip, matematiksel modeli kurulamayan modellerde kullanılabilen bir algoritmadır. Genetik olarak bireyin gen yapısı anne, babadan geleceği için anne babanın özelliklerini taşıyan çocuk, daha üstün özelliklerde taşıması muhtemeldir. Doğadaki bu evrimi sadece bu yolla görmek basite indirgenmesi anlamına gelir çünkü; çiftleşme, çoğalma ve değişim gibi süreçler sonucunda yeni bir birey oluşturulmaktadır. Genetik algoritmanın temel ilkeleri ilk kez Michigan Üniversitesi'nde John Holland tarafından ortaya atılmıştır. Holland 1975 yılında yaptığı çalışmaları "Adaptation in Natural and Artificial Systems" adlı kitabında bir araya getirmiştir. İlk olarak Holland evrim yasalarını genetik algoritmalar içinde optimizasyon problemleri için kullanmıştır.

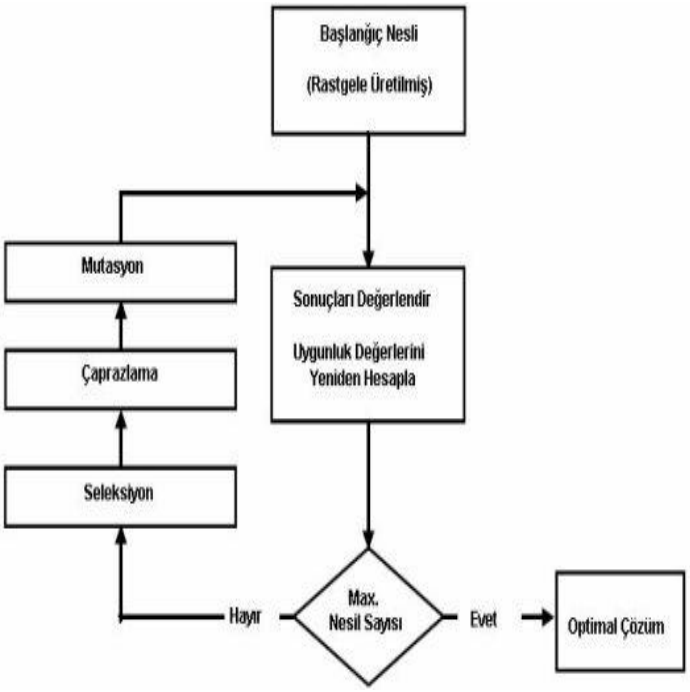
Genetik algoritma problemlere tek bir çözüm üretmek yerine farklı çözümlerden oluşan bir çözüm kümesi üretir. Böylelikle, arama uzayında aynı anda birçok nokta değerlendirilmekte ve sonuçta bütünsel çözüme ulaşma olasılığı yükselmektedir. Çözüm kümesindeki çözümler birbirinden tamamen bağımsızdır. Her biri çok boyutlu uzay üzerinde bir vektördür.

Kromozomlar 0 ve 1'lerden oluşan dizinler ile ifade edilir. İfadedeki kromozomların 1 ve 0'ları problemin bazı çözümlerini içerir. Bu düşünce kromozom üzerinde bulunan belirli genlerin belirli karakteristik özellikleri taşıması gibi doğal sürecin kopyasıdır [63-69].

Genetik algoritmaların problemin çözümündeki başarısına karar vermedeki en önemli faktör, problemin çözümünü temsil eden bireylerdir. Nüfus içindeki bireyin problem için çözüm olup olamayacağına karar veren bir uygunluk fonksiyonu vardır. Uygunluk

fonksiyonundan gelen değere göre yüksek değere sahip olan bireylere, nüfustaki diğer bireyler ile çoğalmaları için fırsat verilir. Bu bireyler çaprazlama işlemi sonunda doğadaki gibi çocuk adı verilen yeni bireyler üretirler. Çocuk kendisini meydana getiren ebeveynlerin (anne, baba) özelliklerini taşır. Yeni bireyler üretilirken düşük uygunluk değerine sahip bireyler daha az seçileceğinden bu bireyler bir süre sonra nüfus dışında bırakılırlar. Bu bir nevi seçilimdir. Yeni nüfus, bir önceki nüfusta yer alan uygunluk fonksiyonu yüksek bireylerin bir araya gelip çoğalmalarıyla oluşur. Aynı zamanda bu nüfus önceki nüfusun uygunluğu yüksek bireylerinin sahip olduğu özelliklerin önemli bir kısmını içerir. Böylelikle, iyi özellikler nüfus içerisinde yayılırlar ve genetik işlemler vasıtasıyla diğer iyi özelliklerle birleşirler. Uygunluk değeri yüksek olan ne kadar çok birey bir araya gelip, yeni bireyler oluşturursa arama uzayı içerisinde o kadar iyi bir çalışma alanı elde edilir [63-71].

Probleme ait en iyi çözümün bulunabilmesi için uygunluğu hesaplanmış genellikle rastgele yada olası bir başlangıç popülasyonu belirlenir. İşlem kolaylığı açısından kromozom miktarının düşük gösterilmesi pek tercih edilmemesi gerekli bir metottur. Bu sayının fazla olması çözüm çeşitliliğini artırmakla beraber işlemlerde artışa- kompleksliğe- neden olacağından uygun sayının algoritmaya göre seçilimi yapılmalıdır. İlk başlarda bulunan çözümler genetik operatörler ile evrim geçirerek çözüm kümesi değiştirilir.



Şekil 4.1. Genetik algoritma akış şeması.

Uygunluk değeri yüksek olan kromozomlar genelde yeni birey oluşumu için kullanılır. Çaprazlama işlemi aynı grup içinde bir yada daha fazla rastgele çaprazlama operatörü ile bilgi değişimi yapılıp yeni kromozomlar oluşturulur. Genelde çaprazlama sonrası ya da bazen çaprazlama işlemi içerisinde mutasyon işlemi gerçekleştirilir. Bu işlem tek bir kromozom için uygulanır. Kromozom elemanları uygun karşılıkları yardımı ile değiştirilir ve bu işlemler sonucu uygunluğunu kaybeden bireyler popülasyondan çıkarılır. Bu evrim işlemi optimal nokta bulunana kadar devam eder. Popülasyon uygunluğu, fonksiyona göre değerlendirilip [72], bir değer ortaya çıkarılır. Bu değerin istediğimiz değerle örtüşüp örtüşmediği değerlendirilir. Örtüşmediği durumlarda uygunluğu düşünülerek yeni kromozomlar oluşturulur. Yine yukarda anlatılan işlemler sırasıyla tekrarlanır. Yani sistem optimal çözüme yaklaşmak için uygunluk değeri küçük kromozomları silip, değeri uygun olanlardan yeni bireyler üreterek yoluna devam eder [63-71].

Genetik algoritmada bağımsız parametrelerin kromozomlarda kodlaması yapılmalıdır. Bununla ilgili iki çeşit kodlama yöntemi vardır:

- İkili Kodlama: Sayılar ikili sisteme göre bir ve sıfırlardan oluşmaktadır.

- Permütasyonlu Kodlama: Her kromozom dizideki bir sırayı temsil eden sayılardan oluşmaktadır.

Permütasyonlu kodlama daha çok sıralama problemleri için tavsiye edilir.

Yeni bireylerin seçilimi için ise bir çok yöntem bulunmaktadır. Rulet çemberi, turnuva, elitist gibi seçim yöntemleri kullanılır. Rulet çemberi yöntemi ilk önce Holand tarafından oluşturulmuştur [72]. Tüm bireylerin uygunluk değerleri toplam uygunluğa bölünüp sıfır bir aralığında sayılar elde edilir ve sayıların hepsi bir çizelgede yapılır. Çizelgedeki sayılar birbirine eklenerek rastgele olarak bir sayıya kadar ilerlenir ve bu sayıya ulaşıldığında son eklenen sayının ait olduğu çözüm seçilmiş olur.

Turnuva seçim yönteminde yerine koyarak ya da koymadan t adet birey seçilir ve bu sayıya turnuva genişliği adı verilir. Bu gruptaki en iyi birey belirlenip yeni nüfusa aktarılır. Bu işlem kullanıcı tarafından kararlaştırılan çevrim sayısı adedince tekrarlanır.

Elitist seçim yönteminde popülasyonun en iyi bir bireyi korunup, popülasyonun geri kalan elemanlarını uyum orantılı seçim yöntemlerinden birini kullanarak yeni bireyler ile değiştirilir. Burada hedef en iyi uyum değerine sahip bireyin, genetik operatörler kullanıldığında kaybolmasını önlemektir.

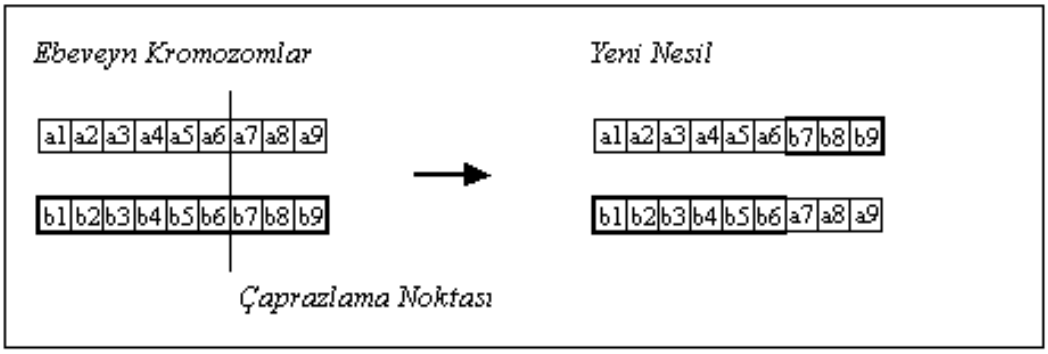
Bu işlemlerden sonra uygulanan üç adet operatör vardır.

4.1.1. Çaprazlama Operatörü

Genetik algoritma içerisinde en önemli yere sahip olan çaprazlama operatörü bireylerdeki iyi özellikleri birleştirerek, iyi sonuçlar ortaya çıkarma gayretindedir. Çaprazlama operatörü iki kromozomu ele alıp, karşılıklı bilgi alışverişi yardımı ile yeni kromozomların oluşmasını sağlar. Ele alınan probleme bağlı olarak, kullanıcı insiyatifinde dört farklı çaprazlama operatörü bulunmaktadır:

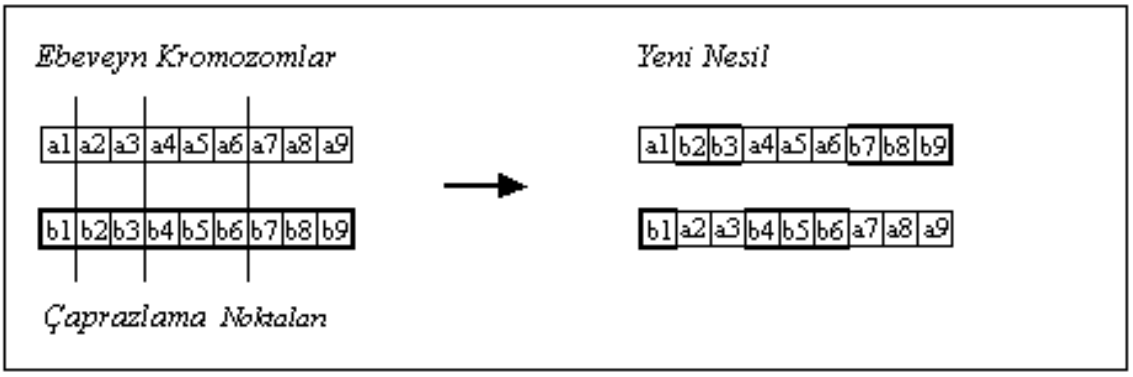
- Tek Noktalı Çaprazlama
- İki Nokta Çaprazlama
- Çok Noktalı Çaprazlama
- Üniform Çaprazlama

Tek noktalı çaprazlama daha basit bir çaprazlama operatörüdür. Kromozomların seçiliminden önce, kromozomların çaprazlamaya girme olasılığını belirleyen bir oran belirlenir. Havuzda bulunan birimler arasından rastgele seçilen iki adet yapıdan yine iki adet yapı oluşturulur. Eski yapılar ile yeni yapılar yer değiştirirken kötü yapılar atılarak, popülasyon sabit tutulmaya çalışılır. Bu işlem tek nokta çaprazlama işleminde birinci kromozomun bir kısmı ile ikinci kromozomun geri kalan kısmı birleştirilerek yeni kromozom oluşturulur. Oluşan yeni birey eski kromozomların bilgilerini taşıyıp, ebeveynlerinin bir kopyası durumundadır[73].



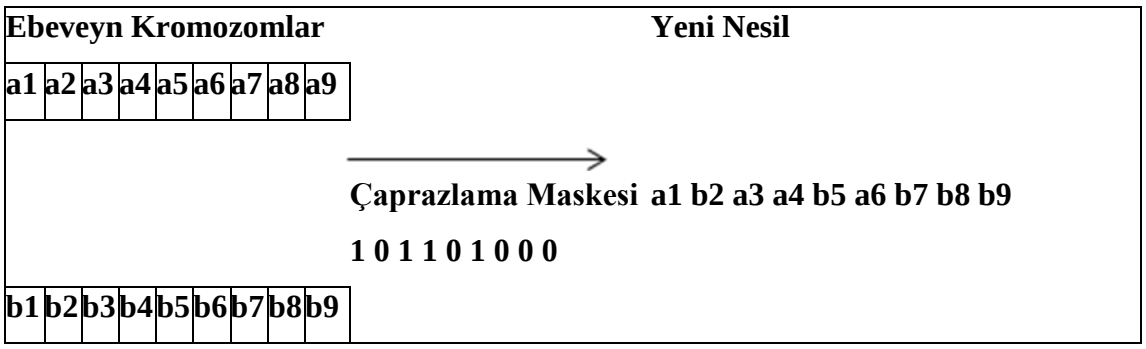
Şekil 4.2. Tek noktalı çaprazlama.

İki nokta çaprazlamada ise iki nokta arası kalan alt dizelerin birleştirilmesi ile iki birey oluşum hedeflenir. Çok nokta çaprazlama ise iki nokta çaprazlamanın gelişmiş halidir. Kromozomlar daha fazla parçalara ayrılarak ve bir atlanarak çiftler seçilir.



Şekil 4.3. Çift ve çok nokta çaprazlama.

Üniform çaprazlama yönteminde ise rastgele bir maske seçilir. Kromozomlar birinci ve ikinci kromozom olarak seçilir, maskeye göre bir olan gen bilgileri birinci kromozomdan, sıfır olanlarda ise ikinci kromozomdan alınır[74].



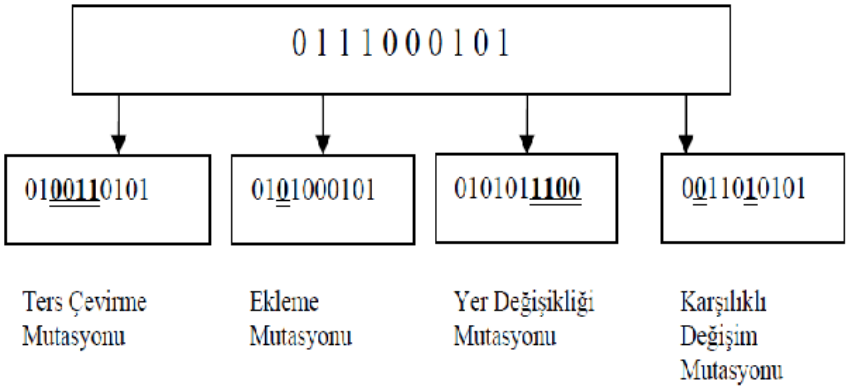
Şekil 4.4. Üniform çaprazlama.

4.1.2. Mutasyon Operatörü

Mutasyon operatörü yeni çözümlerin önceki çözümleri kopyalamasını önleyip, sonuca daha hızlı ulaşma adına kullanılan bir operatördür. Bu operatör yardımı ile kromozom genleri veya genlerin küçük birimleri arasında değişiklik yapılır. Yeni oluşumu sağlanan bitler mutasyon oranına göre değişime uğrar. (Birler sıfıra, sıfırlar bire) Bazen de bu sisteme uymayan hallerde iki genin yeri yada sırası değiştirilerek mutasyon yapılır. Böylelikle kısır döngü önlenir [68]. Ya da;

- Ters çevirme
- Ekleme
- Yer Değişikliği
- Karşılıklı Değişim

metotları ile mutasyon işlemi gerçekleştirilebilir.



Şekil 4.5. Mutasyon çeşitleri.

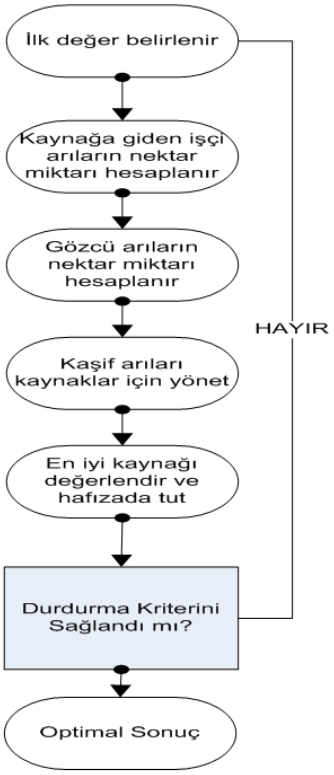
Bu operatörler sonucunda üretilen uygunluğu düşük bireyler kalitesi daha uygun bireyler oluşturmak için yok edilir. Böylelikle en ideal yapının oluşması sağlanır. Bu operatör de tekrar üreme operatörü olarak anılır.

4.2 Yapay Arı Kolonisi (ABC) Algoritması

2005 yılında Prof. Dr. Derviş Karaboğa tarafından geliştirilen Yapay Arı Kolonisi uygulaması, arıların zengin kaynakları dans ederek diğer arılara haber etmesi yönteminden faydanılarak oluşturulmuştur. Yapay koloni; işçi arılar, gözcü arılar ve kaşif arılardan oluşmaktadır. Kolonide arıların yarısı işçi yarısı ise gözcü arılardan meydana gelmiştir. Kaynak nektar adedince işçi arı bulunmaktadır[75-78].

Algoritma döngüsü üç bölümden oluşmaktadır. Gözcü arılar ve işçi arıların kaynaklara gönderilmesi, kaynak miktarının hesaplanması, kaşif arıların yeni kaynak için konumlandırılmasıdır. Nektar miktarı, çözümün kalite değerini belirleyen faktördür. Her

yapay kolonide belirli miktarda kaşif arılar bulunmaktadır. Bu araştırma ve keşif işlemi rastgeleliği esas alan bir çalışmadır. Bu yüzden maliyeti düşük zengin kaynağa erişme olasılığı yüksektir.



Şekil 4.6. Yapay arı kolonisi uygulaması.

Limit parametresine göre işçi arılar, kaşif arı haline gelebilmektedir. Ayrıca yine parametreye göre belirli sayıda deneme yapılıp zengin kaynak bulunmadığı yada kalitesiz olması durumda nektar terk edilir. Buradaki işçi arılar kaşif arı haline getirilir. Gözcü ve işçi arılar kaynağı kullanma,kaşif arılar ise keşif sürecinde yer alırlar. Arılar birim zamanda yuvaya getirilen yiyecek miktarını optimize edebilmek için uğraşırlar. Amaç fonksiyonunun maximize olması hedeflenir. $Ø_i$ ifadesi, i nolu kaynaktaki nektar miktarına karşılık gelir. Çevrim sayısı c, yakındaki nektar sayısı S'dir.

$$P(c)= Ø_i(c) \qquad i=1,2,3,\ldots,S \text{ için} \qquad (4.1)$$

Bu ifade kaynakların pozisyonlarını içeren popülasyon fonksiyonundur. Gözcü arılar tarafından kaynağın seçilmesi F(Ø) amaç fonksiyonuna bağlıdır. Amaç fonksiyonunun fazla olması nektar miktarı ile doğrudan ilişkilidir.

$$Pi = \frac{F(\emptyset i)}{\Sigma_{k=1}^{S} F(\emptyset k)} \tag{4.2}$$

İşçi arıların dansı neticesinde gözcü arılar olasılık değerine göre kaynağı belirleyip, kaynağın etrafındaki başka bir kaynağa gider ve nektarları alır ve kıyaslama yapar. Komşunun pozisyonu bilgisi:

$$Ø_i(c+1) = Ø_i(c) \pm \Phi_i(c) \tag{4.3}$$

$\Phi_i(c)$, kaynak yakınında büyük bir kaynak bulabilmek için üretilen adım büyüklüğü olup, rastgele popülâsyondaki çözümdür. $Ø_i(c+1)$ durumundaki nektar miktarı önceki kaynağa göre fazla ise bunun bilgisi kovanla paylaşılarak akılda son çevreyi tutar; yoksa önceki $Ø_i(c)$ hafızada kalır. $Ø_i$, miktarı belirli limit değerleri aşmadığı sürece kaynak hafızada tutulmamaya programlanmalıdır [75-78].

5. BÖLÜM

SİMULASYON ÇALIŞMALARI

5.1 Giriş

Bu tez çalışmasında enerji nakil hatları üzerinden haberleşme işlemi OFDM sistemlerisimule edilerek, yapay zekâ yöntemlerinden çok katmanlı sinir ağları ve özellikleri kullanılarak, kanal kestirim işleminin performansı incelenmiştir. Bu işlem sırasında verilerin bir kısmı eğitici olarak kullanılmış, yapı kanal karakteristiği için öğretilmiş ve daha sonraki verilerde test verisi olarak düşünülerek kanal kestirilmiştir. Pilot ton eklemeli sistemlerde pilot tonların yerleri kanalın cevabı açısından hayati öneme sahip olmasından dolayı, bu tonların yerleşimi ve güç dağılımı yapay arı kolonisi algoritması ile optimize edilmiştir.

5.2. Yapay Zekâ Yöntemleri İçin PLC-OFDM Sistem Parametreleri

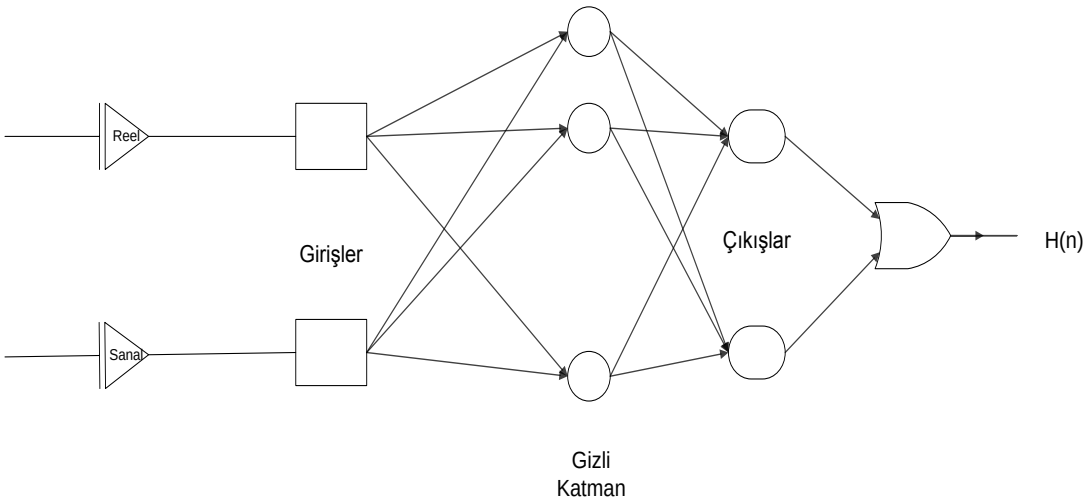
Birinci bölümde belirtilen PLC-OFDM sistemi kurulup bu sistemin parametreleri değiştirilebildiği gibi genel olarak aşağıdaki parametreler kullanılmıştır[79-85]:

Tablo1. PLC-OFDM parametreleri.

Parametreler	**Değerler**
Alt Taşıyıcı Sayısı	256
Kullanılan Pilot Sayısı	32
Periyodik Ön ek	64
Modülasyon	BPSK
Ön Ek aralığı	8
İterasyon Sayısı	500
Hat Uzunluğu(m)	5
Yük Empedansı(Ω)	50
Hat Empedansı(Ω)	50
Frekans Aralığı(MHz)	45

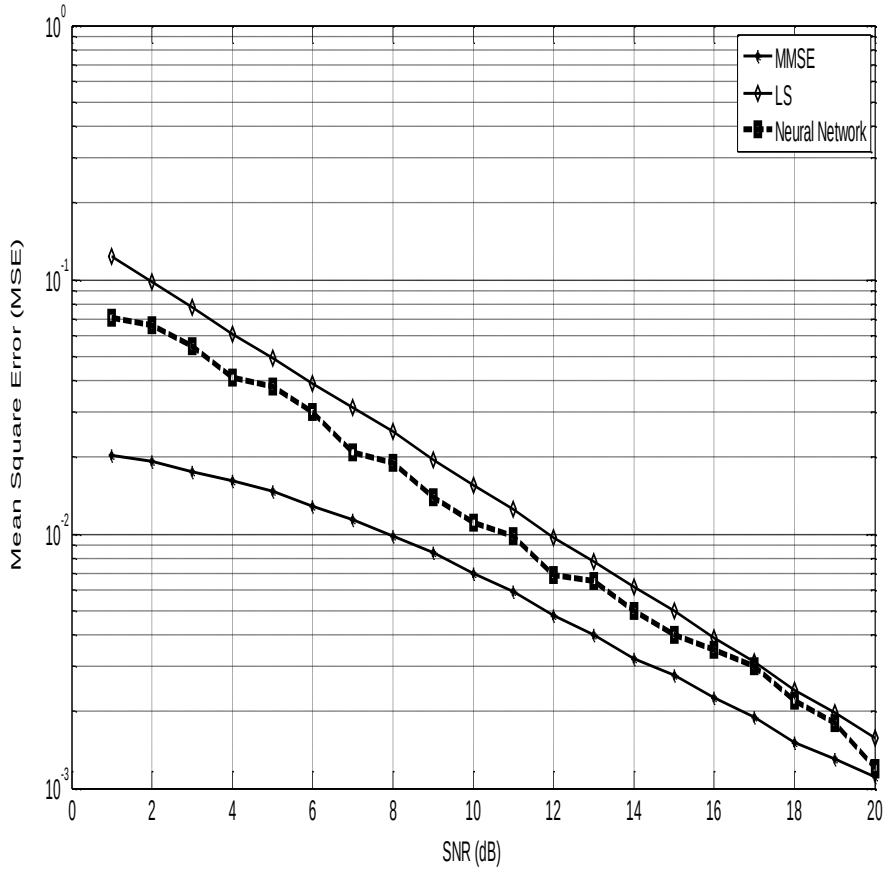
5.2.1. MLP Sinir Ağları Kullanarak Kanal Kestirimi

Levenberg-Marquarth algoritması, MLP sisteminin bir öğrenme metodolojisidir. Lineer olmayan sistemlerde nümerik minimizasyon için kullanılan bu sistemde, OFDM sinyalinde reel ve sanal kısımların olması nedeniyle iki girişli sisteme reel kısmı ayrı, sanal kısmı ayrı olarak sokularak daha sonra toplamı alınarak çıkış yapmıştır [82]. Nöron sayısı 5 adet alınıp, ara katmanlardaki aktivasyonu lineer olarak denenmiş, daha sonradan tanjant hiperboliğin alınması sonucu optimizasyon yapılabilmiştir. Bu değerler genellikle deneme yanılma metodu ile bulunan en uygun değerlerdir. İterasyon sayısı 100 adet olup, bu sayı değiştirilebilir. Bu sayı da bilgisayar performansı ve programın karmaşıklığı esas alınarak uygulanan değerdir.



Şekil 5.1. MLP ağının kestirimci yapısı.

MLP sistemi için bitler eğitim ve test bitleri olarak ayrılmış olup, eğitim bitleri reel ve sanal kısımları itibariyle ağa sokulmuş ve ağın öğrenmesi sağlanmıştır. Bu işlem sonrasında yine reel ve sanal kısma ayrılan test bitleri ağa sokulup, çıkışın kanal dürtü cevapları vermesi sağlanmıştır. Kullanılan gürültü toplanabilir beyaz Gauss gürültüsüdür.



Şekil 5.2. MLP-PLC kanal kestiriminin MSE performansı

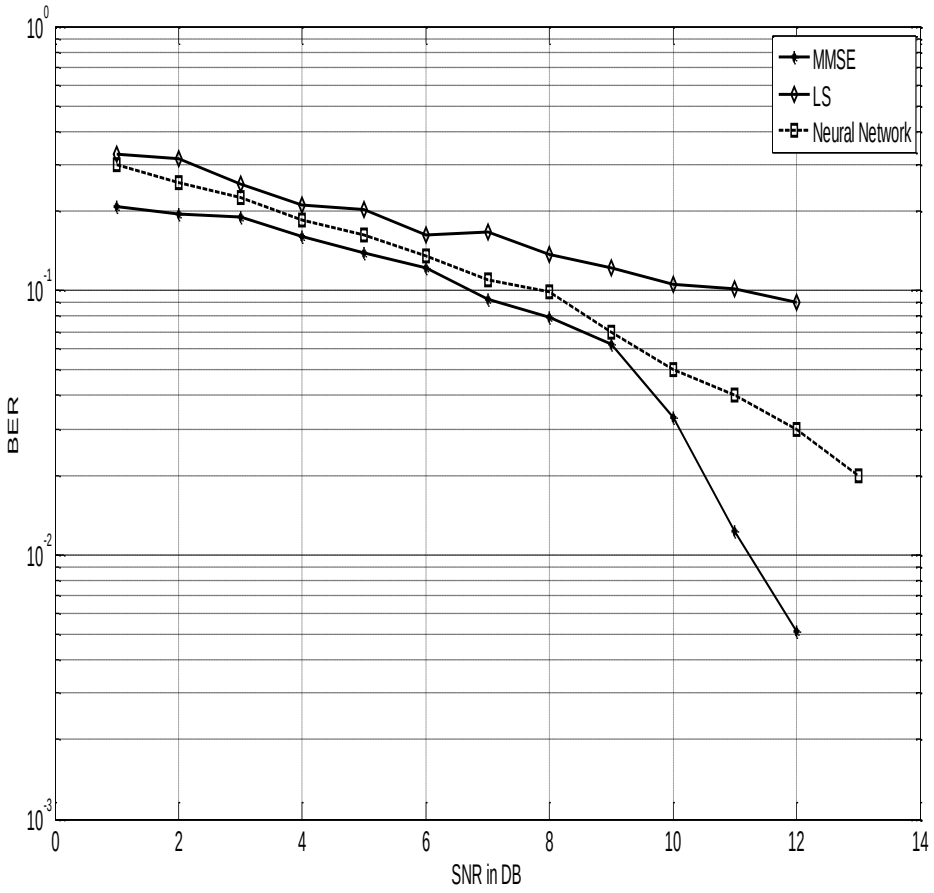
Ortalama karesel hata ifadesi aşağıdaki denklem yardımı ile hesaplanmıştır.

$$MSE = \frac{1}{\mathrm{N}}\sum_{0}^{N-1} \mathrm{E}(H_{\mathrm{es}} - H_{\mathrm{ger}})(H_{\mathrm{es}} - H_{\mathrm{ger}})^{\mathrm{H}} \tag{5.1}$$

MSE değeri ve bit hata oranı (BER) ile beraber sistemin performansını etkileyen önemli kriterlerdir.

Şekil 5,2'de PLC sisteminde klasik kanal kestirim yöntemlerinden MMSE ve LS ile MLP karşılaştırması yapılmıştır. Kıyaslamalar ile LS algoritması kolay uygulanabilir bir yöntem olmasına rağmen gürültüye genel olarak dayanıklı olmadığı görülmüştür. İşlem karmaşıklığı göz önüne alındığı için iterasyon sayısı MLP için 100 olup ortalamaları alınmıştır. Normal kanallarda oluşan AWG gürültüleri enerji hatlarında geçerli olmadığı için kullanılan dürtü gürültü, sistemimizin özellikle LS kestirimini 0-8 dB aralığında

bozduğunu Şekil 5.5.'de görmekteyiz. Bu gürültü aynı zamanda diğer kestirimci yapıların az da olsa performanslarını etkilemektedir. Ancak uygulanan MLP ile ikiye ayrılan bitlerden test bitleri özellikle veri değişiminin akrabalık ilişkisi gösterdiği random sistemlerde dürtüyü gürültüyü büyük bir şekilde absorbe etmiş neredeyse MMSE seviyesine çekmiştir. Artan SNR değerlerinde MLP sisteminin performansı daha da artmaktadır. MMSE algoritmasının üstün performansının yanında, matrisin tersinin alınması, kestirimde korelasyon işlemi, alıcı taraf için gerekli istatistiksel verilere de ihtiyaç duyması bakımından karmaşıklığı ve uygulanabilirliği zor bir uygulamadır.

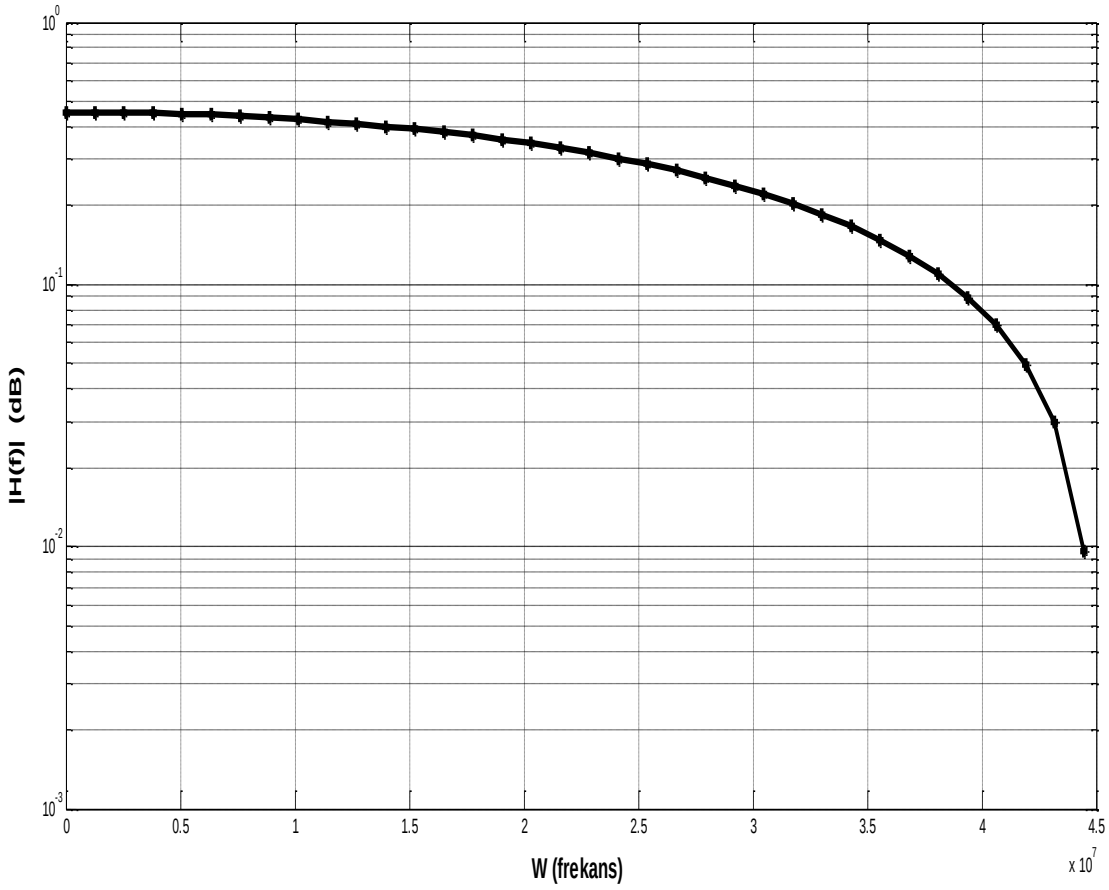


Şekil 5.3. MLP-PLC kanal kestiriminin BER performansı.

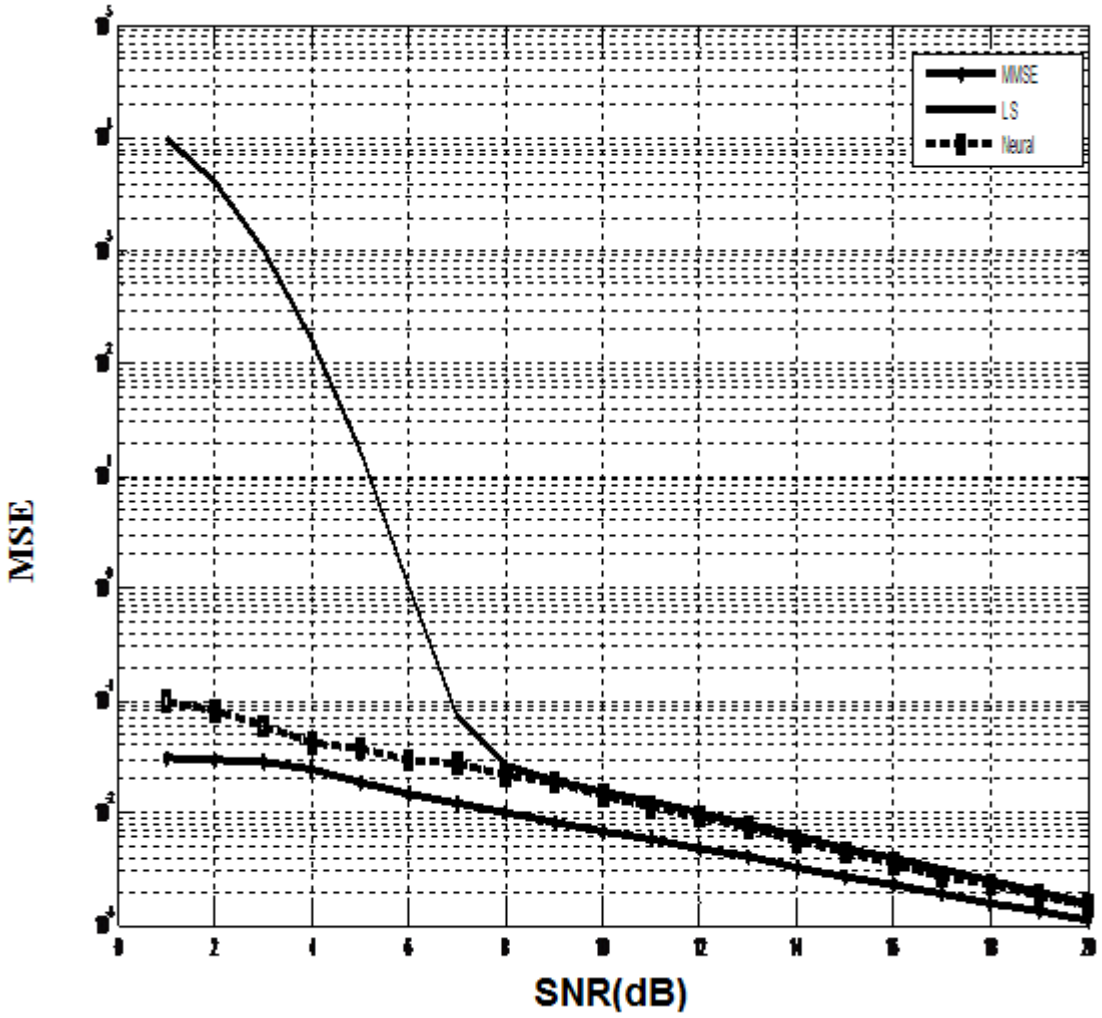
Bit hata oranı(BER) terimi özellikle haberleşme sisteminde referans terimlerden birisi olduğu için sistem bu kıstas için incelenmiş ve Şekil 5,3. deki grafik elde edilmiştir. Bu grafik MLP algoritmasının 8dB'den itibaren hata oranının gittikçe azaldığını

göstermektedir. Ancak yine LS algoritması performans olarak kötü bir sonuç vermiş ve kullanabilirliğinin düşük olduğu görülmüştür. MMSE algoritması ise 9dB seviyesinden itibaren zaten iyi olan performansını yüksek oranlarda artış göstermiştir. Ancak MMSE algoritmasının üstün performansı yanında, matrisin tersinin alınması, kestirimde korelasyon işlemi, alıcı taraf için gerekli istatistiksel verilere de ihtiyaç duyması bakımından karmaşıklığı ve uygulanabilirliği zor bir uygulamadır.

Haberleşme kanalıenerji nakil hatları üzerinden haberleşme kanalı kullanılarak yapılmış olduğu için Şekil 5,4. ‘de kanalın transfer fonksiyonunun frekans ile değişimini gösteren grafik mevcuttur. Kanalın boyu 5 metre olup, yük ve hat durumuna göre belirli frekans bandında(45MHz) çalışmaktadır.



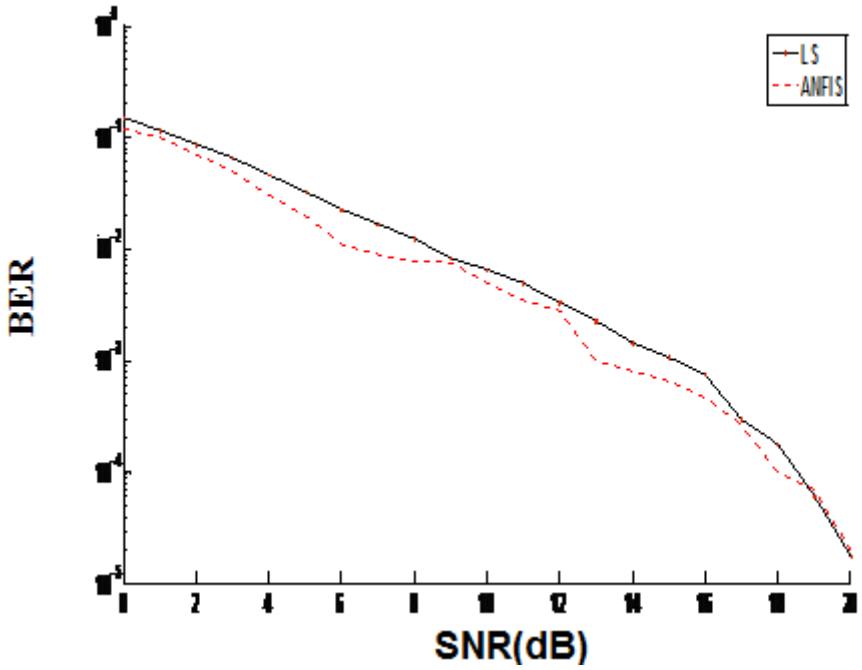
Şekil 5.4. Frekans değişimi ile kanalın transfer fonksiyonunun değişimi.



Şekil 5.5. Dürtü gürültüsü ile kuvvetlendirilen gürültünün etkisi.

Sistemde AWGN'ye ilave edilen dürtü gürültüsü özellikle algoritma yapısı ve karmaşıklığı daha az olan LS algoritmasına büyük zarar vermiş ve LS algoritması kullanılamaz hale gelmiştir. Yapay sinir ağında ve MMSE performanslarında düşüşler olmasına rağmen bunlar tolere edilebilir, makul seviyelerdedir. Özellikle iletim hatlarında 50 Hz iletim dağıtım yapıldığı için sistem dalgalanmaları, devreye girişler, çıkışlar dürtüsel girişim yapacağından dolayı sistemin davranışı yaklaşık olarak bu olacaktır. Özellikle 7 dB'ye kadar ki LS üzerindeki düşük performans, dalgalanma boyutu ile çok alakalı olacağı için genliği yüksek seçilmiştir.

5.2.2. ANFIS Kullanarak Kanal Kestirimi



Şekil 5.6. ANFIS ile kanalın BER performansı.

LS algoritması ile kıyaslanan ANFIS performansımız her ne kadar daha iyi sonuçlar vermiş olsa da temel bir fark bulunmamaktadır. Ayrıca 17 ve 9 dB değerlerinde performanslarında gözle görülür değişimlerin olmaması gibi nedenlerden dolayı optimum bir sonuç verdiği düşünülmemektedir. Sonuçların doğru olması dışında algoritmanın problem tipine uygun olmadığı düşünülmektedir.

5.3. Zeki Optimizasyon Algoritmaları İçin PLC-OFDM Parametreleri

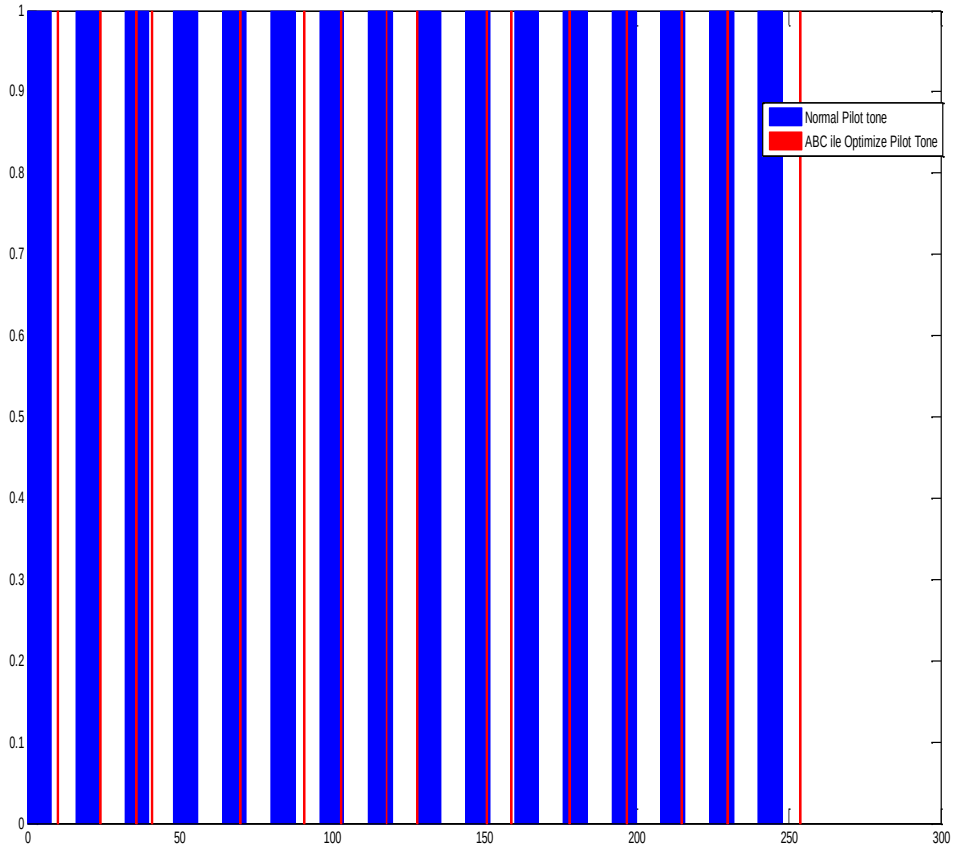
LS algoritması sonucu gönderilen pilot tonların yapay zeka optimizasyon algoritması kullanılarak yerleşiminin optimize edilmesi için aşağıdaki parametreler kullanılmıştır:

- 256 Alt Taşıyıcı
- 256 FFT boyutu
- 16 Pilot Ton
- BPSK Modülasyonu
- 1 dB Pilot ton gücü

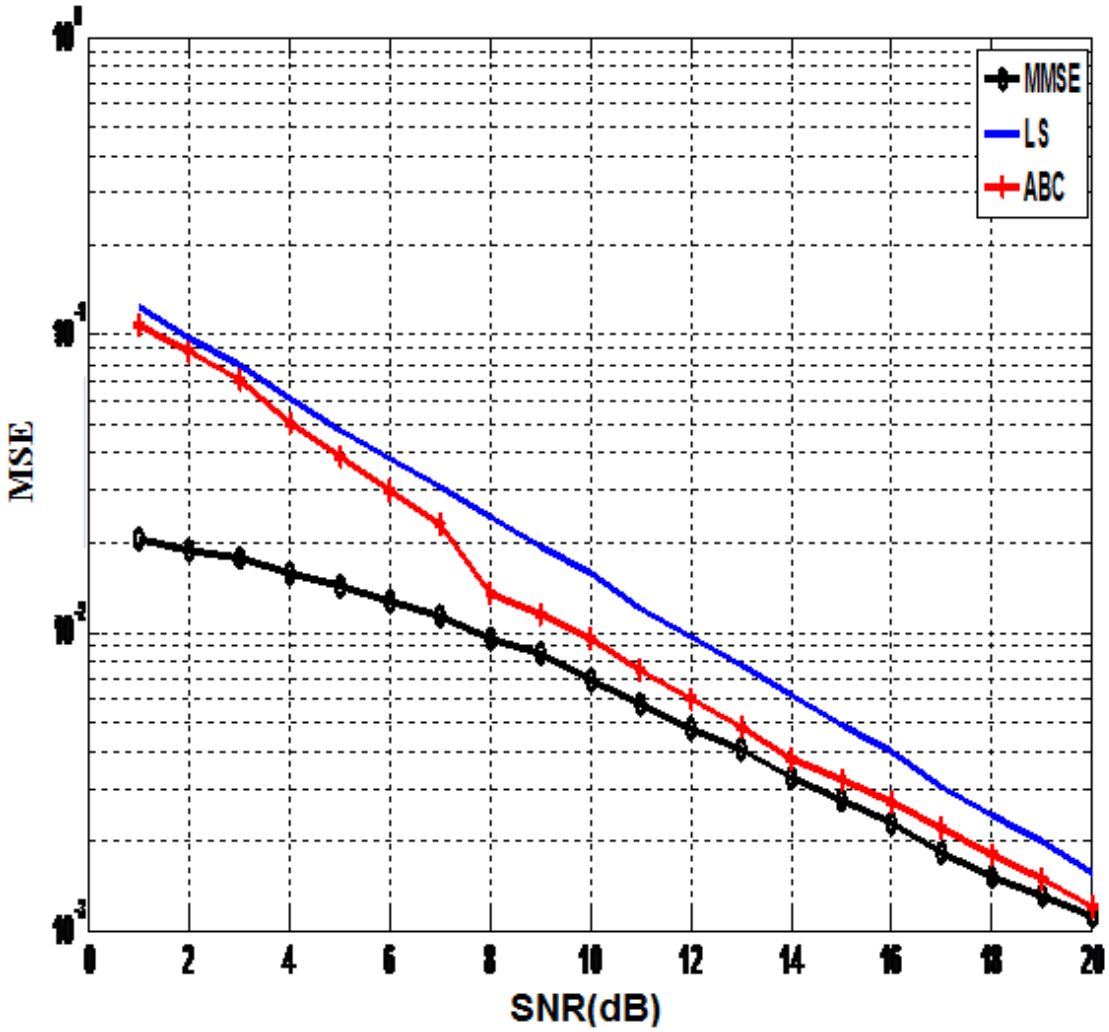
Bu algoritmalar ile eşit güçlü rastgele pilot yerleşimi yapılmış uygulamalar, eşit güçlü eşit aralıklı pilot ton yerleşimi yapılmış uygulamalar ile pilot ton yerleri optimize edilmiş uygulamaların kıyaslaması yapılmıştır.

5.3.1. Yapay Arı Koloni Algoritması Kullanılarak Pilot Tonların Yerlerinin ve Güçlerinin Optimize Edilmesi

Yapay arı koloni algoritması ile sistemde pilot ton yerleşiminin optimize edilmesi amaçlanmıştır [84]. Pilot tonlarının yerlerinin ve güçlerinin optimize edilmesi kanalın tepkisini daha doğru analiz etmek için, yani kanalı daha iyi kestirebilmek için önemli bir durumdur. Pilotun hem gücü hem yerleşimleri yapay arı koloni algoritması ile kanal değişimlerinin yoğun olduğu ya da sabit gittiği bölgeleri birbirinden ayırıp analiz ederek optimize edecektir. Bu algoritma kullanılırken; kolonilerin büyüklüğü 40, limit parametresi 5, maksimum çevrim sayısı 1000 olarak belirlenmiştir. Buradaki limit parametresi önemli bir birim olup, kaynağın terk edilmesi için deneme sayısını ifade eder. Durağanlık(inertia) faktörü 0,85-0,4 arasında seçilip, öğrenme faktörleri deneme yanılma ile 2 seçilmiştir (c_1= c_2 =2).

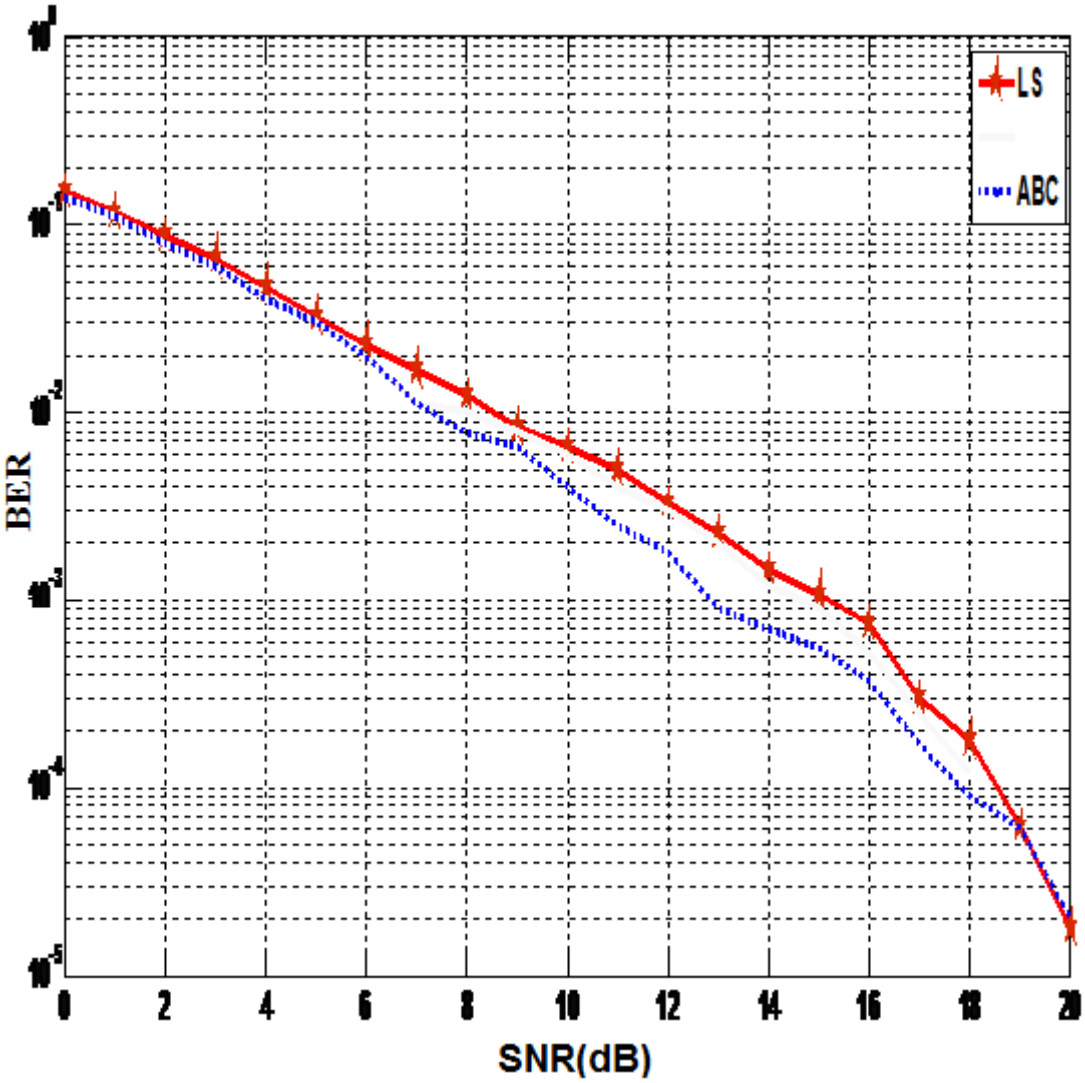


Şekil 5.7. Dikgen pilot tonlar ile optimize pilot ton yerleşimi.



Şekil 5.8. Optimize pilot ton yerleşimi ile (ABC) sistem performansı.

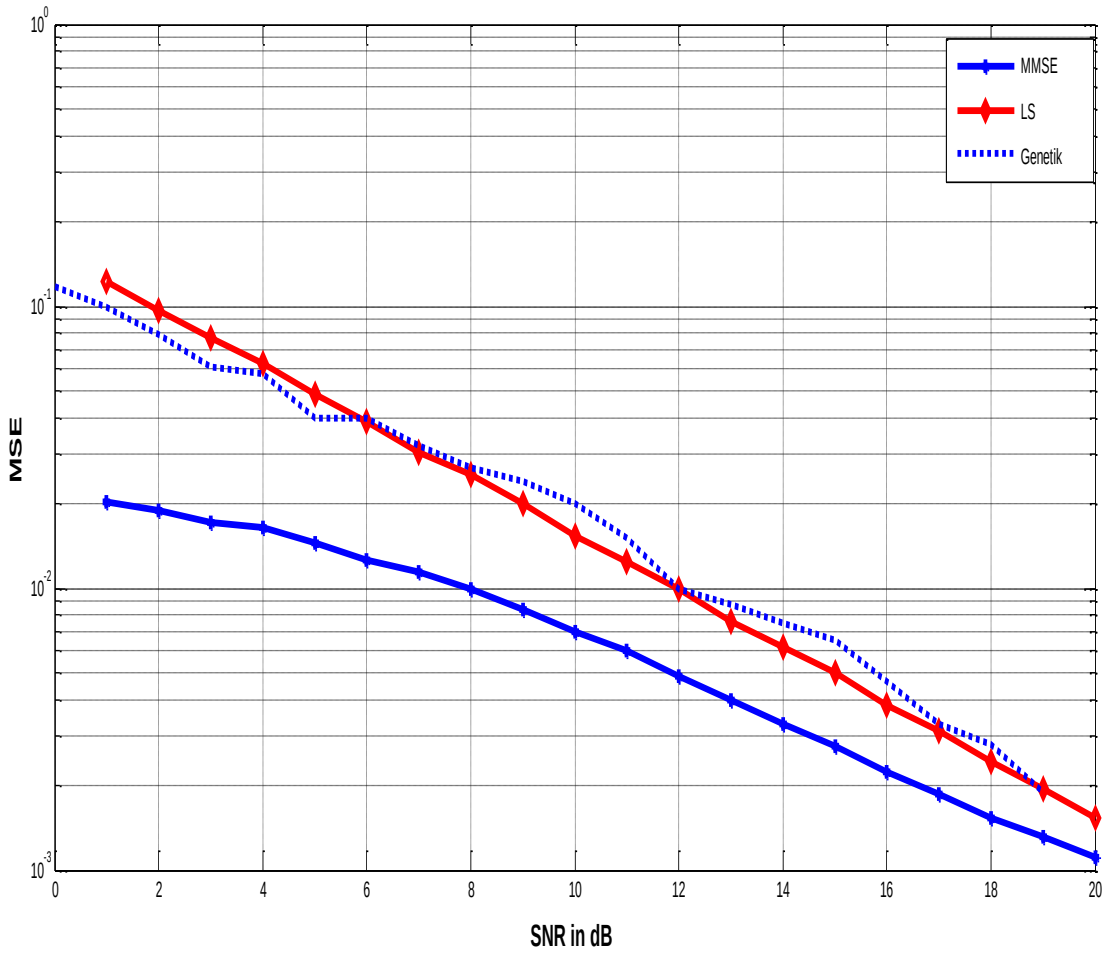
Yapay arı koloni uygulaması(ABC) ile pilot tonların yerleri optimize edildikten sonra MSE performansı 7dB'ye kadar farklı, 7dB'den sonra farklı yorumlamamıza neden olmaktadır. 7dB'den daha düşük sinyal gürültü oranlarında özellikle ABC algoritmasının performansı LS algoritmasına yakın ya da eş düşünülebileceğinden program karmaşıklığını da düşünerek; bu seviyeye kadar olan sinyal gürültü oranlarında yüksek performans için MMSE tercih edilmeli, ancak karmaşıklık ya da hız konusunda istekte bulunulduğunda LS kestirimi tercih nedenidir. 7dB sonrasında ise her ne kadar ABC algoritması da karmaşık bir uygulama olmasına rağmen MMSE kadar sorunlu olmadığı için MMSE tercih edileceği performans isteklerinde ABC algoritmasının kullanılması uygun olacaktır.



Şekil 5.9 Optimize pilot ton yerleşimi ile (ABC) sistem performansı.

Aynı parametreler kullanılarak, hesaplanan bit hata oranı Şekil 5.8'de verilmiştir. Bu grafikte daha önceki Şekil 5.7'ye paralel olarak 7 dB sinyal gürültü oranından sonra optimize edilmiş pilotlar kanalın kestirimi için etkin rol oynayıp LS algoritması gibi performansı düşük bir algoritmayı eğiterek 19 dB değerine kadar daha iyi sonuç vermektedir. Daha sonraki değerlerde hassasiyet probleminden dolayı performansı iyi olan optimize yerleşimin farkını net olarak görememekteyiz.

5.3.2 Genetik Algoritma



Şekil 5.10. Genetik algoritma ile sistem performansı.

6 dB değerine kadar LS algoritması ile aynı hata oranlarını yakalayan genetik algoritma LS kestirimci yapısından bile daha kötü bir tahminleme yapmaktadır. Bu yüzden genetik algoritmanın kullanılması 6 dB'den sonra uygun olmayabilir. O yüzden sonuçlar, sonuçlar bölümünde irdelenmemiştir.

6. BÖLÜM

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tezde yüksek hızlarda veri haberleşmesi amacı ile enerji nakil hatları üzerinden haberleşme esaslı bir simülasyon gerçekleştirilmiştir. Bu simülasyonda enerji nakil hattının kanal kestiriminin klasik yöntemleri ile günümüzde bir çok optimizasyon probleminde kullanılan güncel yapay zeka optimizasyon tekniklerinden bazıları ile karşılaştırılarak bir takım sonuçlara varılmıştır. Yapay zekâ yöntemlerinin sahip olduğu öğrenme kabiliyetleri kullanılarak kanal yapısı kestirilmeye çalışılmıştır. Klasik kanal yöntemlerinden en küçük kareler (LS), minimum ortalamalı karesel hata (MMSE) algoritmaları bilgisayar ortamında simüle edilerek yapay zeka algoritmaları ile bit hata oranı (BER-BHO) ve ortalama karesel hata(MSE-OKH) kriterleri ile kıyaslanmıştır. Bu kriterler yanında kanalın sahip olabileceği farklı gürültü seçenekleri için de neler olabileceği gösterilmiştir.

Simülasyon sonuçları MATLAB ortamında elde edilmiştir. Buna göre; Dürtü gürültüsünün yoğun olabileceği sistemlerde, ne kadar işlem karmaşıklığı çok az olsa da LS algoritması tercih edilmemelidir. Özellikle 7 dB'ye kadar olan sinyal gürültü oranlarında LS algoritmasının kestirimci yapısı oldukça zarar görmektedir. Bu durumda MMSE algoritması ise yine yüksek performans vermektedir. Bu sistemin karmaşıklığı ve algoritma yapısından dolayı tercih edilmediği durumlarda yapay sinir ağları yöntemi Levenberg-Marquart algoritması ile daha tercih edilebilir yapıda olmaktadır. Özellikle 8 dB ve daha yüksek sinyal gürültü ortamları için yapay sinir ağı hata oranı ivmeli bir şekilde düştüğü için oldukça uygun bir algoritmadır. Yapay sinir ağları için ilgili parametreler test grupları limitler vb. değerleri değiştirerek optimum sonuç bulunmadığı durumlarda oldukça farklı sonuçlar doğurabildiği gerçeği de unutulmamalıdır. Çünkü yapay sinir ağları bu parametrelerin problem türüne uymadığı durumlarda ya kanalı

ezberleyip tüm kanalın aynı yapıda olduğunu zannetmesine veyahut kanalın yapısını hiç anlamadan sadece lokal kesitlerini anlayıp daha kötü sonuçlar vermesine neden olabilir.

Dürtü gürültünün düşük olabileceği öngörülen kanallarda ise; LS algoritmasının kanal kestirimci yapısı pek fazla bozulmaya uğramamakla birlikte, yine MMSE algoritması lider kestirimci durumundadır. Daha öncede belirtildiği üzere MMSE algoritmasının üstün performansının yanında, matrisin tersinin alınması, kestirimde korelasyon işlemi, alıcı taraf için gerekli istatistiksel verilere de ihtiyaç duyması bakımından karmaşıklığı ve uygulanabilirliği zor bir uygulamadır. Ancak düşük hata oranlı işlemlerde kesinlikle tercih edilebilir konumdadır. Bu durum dışındaki; LS algoritması ile yapay sinir ağları algoritması arasında tercih edileceği durumda ise kesinlikle tüm sinyal gürültü oranlarında Yapay sinir ağları kullanılmalıdır. Yapay sinir ağları için ilgili parametreler test grupları limitler vb. değerleri değiştirerek optimum sonuç bulunmadığı durumda oldukça farklı sonuçlar doğurabildiği gerçeği de unutulmamalıdır. Çünkü yapay sinir ağları bu parametrelerin problem türüne uymadığı durumlarda ya kanalı ezberleyip tüm kanalın aynı yapıda olduğunu zannetmesine veyahut kanalın yapısını hiç anlamadan sadece lokal kesitlerini anlayıp daha kötü sonuçlar vermesine neden olabilir.

Pilot ton yerleşimleri kanal ve bit sayına göre optimize edilmesi işlemi arı koloni uygulaması (ABC) ile yapılmıştır. Yapay arı koloni uygulaması arıların, kanalın analizini yapıp, pilotların nereye konuşlanması gerektiğini bizlere belirterek kanalın karakteristiğini daha kolay anlamamıza yardımcı olmuştur. Buna göre 7 dB kadar olan değerlerde ABC algoritmasının karmaşık yapısı ve LS ile ABC algoritması arasındaki çok az miktardaki hata oranı görmezden gelindiği durumda LS algoritması oldukça avantajlı bir algoritmadır. Ancak çok yüksek performans istenen durumlarda, matrisin tersinin alınması, kestirimde korelasyon işlemi, alıcı taraf için gerekli istatistiksel verilere de ihtiyaç duyması bakımından karmaşıklığı ile birlikte MMSE algoritması oldukça öne çıkmaktadır. 7 dB sonrası verilerde ise MMSE algoritmasının karmaşıklı da düşünülerek ABC algoritmasının pilot ton yerleşimi yaparak optimize etme işlemi öne çıkmaktadır.

KAYNAKÇA

1. Weinstein S. B., Ebert P.M., 1971. Data transmission by frequency division multiplexing using the discrete Fourier transform. **IEEE Transactions on Communication Technology, 19** (3): 628-634.
2. Chang R.W., Gibby R.A., 1968. Theoretical study of performance of an orthogonal multiplexing data transmission scheme, **IEEE Transactions on Communications, 16** (4): 529- 540.
3. S. Ramseirer, Arzberger M. and A. Hauser, 1999.“MV and LV powerline communications: new proposed IEC standards,” *in Proc. of Transmission and Distribution Conference*,235-240.
4. Y. Zhang, Shijie C., Nguimbis J. XiongL., 2003. Analysis and Simulation of a Low-Voltage Powerline Channel Using OFDM, İstanbul University. **Journal of Electrical & Electronics Engineering**,827-833.
5. Van Nee R., Prasad R., 2000. OFDM for wireless multimedia communications, Artech House, London, 260 pp.
6. Heiskala, J., Terry, J., 2001. OFDM Wireless LANs: A Theoretical And Practical Guide, SAMS Publishing, 336 pp.
7. Ataman B.,2010. Enerji İletim Hatları ile ilgili Genel Bilgiler, TEİAŞ 4. İletim Tesis ve İşletme Grup Müdürlüğü, 2-5.
8. M. Nuri Seyman, 2011. "Çok Girişli-Çok Çıkışlı Dikgen Frekans Bölmeli Çoğullama Sistemlerinde Yapay Zeka Teknikleri İle Kanal Kestirimi ", Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Doktora Tezi, Haziran.
9. Sadat A., Mikhael WB., 2001. Fast Fourier transform for high speed wireless multimedia system, **IEEE Transactions on Signal Processing, 65** (3): 938-942.
10. Banelli P., Cacopardi, S., 2000. Theoretical analysis and performance of OFDM signals in nonlinear AWGN channels, **IEEE Transactions on Communications, 48** (3): 430-441.

11. Gee, P., Zaghloul, H., 2000. Wideband Orthogonal Frequency Division Multiplexing (W-OFDM), Wi-LAN's W-OFDM Patents, US patent 5, 282 222, June 20.

12. Taspinar, N. Seyman and M. Nuri "Back Propagation Neural Network Approach for Channel Estimation in OFDM System" *IEEE International Conference on Wireless Communications, Networking and Information Security (WCNIS)*, 2010.

13. T. Bostoen, O. Van de Wiel, "Modelling the low-voltage power distribution network in the frequency band from 0.5 MHz to 30 MHz for broadband powerline communications (PLC)" *Proc. 2000 International Zurich Seminar on Broadband Communications*, 2000.

14. Coleri S., Ergen M., Puri A., Bahai A., 2002. Channel estimation techniques based on pilot arrangement in OFDM systems, **IEEE Transactions on Broadcasting, 48** (3): 223-229.

15. Edfors O., Sandell M., Van de Beek J. J., Wilson S.K., Borjesson P.O., 1998. OFDM channel estimation by singular value decomposition, **IEEE Transactions on Communications, 46**(7): 931-939.

16. Harjula I., Mammela A., 2003. Channel estimation algorithm for space-time block coded OFDM systems, pp.143-147, *IEEE Global Communications Conference*, December 1-5, 2003, San Francisco, USA.

17. Morelli M., Mengali U., 2001. A comparision of pilot aided channel estimation methods for OFDM systems, **IEEE Transactions on Signal Processing, 49**(12): 3065-3073.

18. Tavassoli F., B. Abolhassani, 2005. Comb type pilot aided channel estimation for OFDM systems, pp. 1-4, **2. International Symposium on Wireless Communication**, September 5-7, 2005, Siena, Italy.

19. Çevik, M., H. A. Çırpan, E. Panayırcı, 2002. OFDM sistemlerinde kanal kestirimi için koşulsuz en büyük olabilirlik yaklaşımı, *IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, 12–14 Haziran, Pamukkale, Türkiye,1278-1282.

20. Panayırcı, E., H. A. Çırpan, O. Oğuz, 2002. Çokyollusönümlemeninvarlığında, uzay-zamanblokkodlanmış OFDM sistemleriçinkanalkestirimi, *IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Haziran 12-14, 2002, Pamukkale, Türkiye, 1288-1293.

21. Dong M., Tong L., 2002. Optimal Design and Placement of Pilot Symbols for Channel Estimation, **IEEE Transactions on Signal Processing,** 50 (12): 3054-3069.

22. Panah A. Y., Vaughan R. G., Heath R., 2009. Optimization pilot locations using feedback in OFDM systems, **IEEE Transactions on Vehicular Technology,58** (6): 2805-2815.

23. Morelli M., Mengali U., 2001. A comparision of pilot aided channel estimation methods for OFDM systems, **IEEE Transactions on Signal Processing, 49** (12): 3065-3074

24. Reta-Hernandez,2010. Equivalent Circuit, Taylor&Francis Group LLC.

25. Z.A. Yamayee, andBala J.L.Jr.,1994. Electromechanical Energy Devices and Power Systems, John Wiley and Sons, Inc., New York.

26. Günlü, G. 2004. Yapay Sinir Ağları ile Yüz Tanıma, Yüksek Lisans tezi, Gazi Üniversitesi, Ankara, 112.

27. Lin C., Lee G., 1996, Neural Fuzzy Systems, Prentice Hall, 236-240, 242, 445-448.

28. Sağıroğlu Ş., Beşdok E., Erler M., 2003. Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-I: Yapay Sinir Ağları, Ufuk Kitap Kırtasiye Yayıncılık, Kayseri, 424-429.

29. Taşpınar N., Seyman N. 2009. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları Kullanılarak OFDM Sistemlerinde Kanal Dengeleme, *5. Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu (IATS'09)*, 13–15 Mayıs, Karabük.

30. D. Bueche, P. Corlay, M. Gazalet, F.X. Coudouxand M. Slachciak, 2004. " Pilot symbol assisted modulation for powerline communications", *Procection of IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, 717-720.

31. M. Raugiand M. Tucci, 2006. "Power-line communications channel estimation and tracking by a competitive neural network," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, 52 (4):1213-1219.

32. Chen, S.,Wu, Y., 1998. Maximum likelihood joint channel and data estimation using genetic algorithms, **IEEE Transctions on Signal Processing**, **46** (5): 1469-1473.

33. Barhumi I., Leus G., Moonen M., 2003. Optimal training design for MIMO OFDM systems in mobile wireless channels, **IEEE Transactions on Signal Processing, 51** (6): 1612-1623.

34. D'Orazio L.,Sacchi C., Doneli M., 2010. Adaptive channel estimation for STBC-OFDM systems based on nature-inspired optimization strategies, *3rd International Workshop of Multiple Access Communication (MACOM 2010)*, September 13-14, Barcelona, Spain, pp. 188-198.

35. MTC 30585 S-FSK PLC Modem Reference Manual, Alcatel Microelectronics, 20-25 (1998).

36. GerdB, ThiloS, Gerhard P, Albert T,2005. "Secure and Reliable Wide-Area Power-Line Communication for Soft-Real-Time Applications within REMPLI", *International Symposium of Power Line Communications and Its Applications*, pp:57-60.

37. Hashim W., Dzulkifly S., AbdGhafar N.A, A.F. Ismail, K. Abdullah, "Mobile Broadband Networks Performance Modeling Based on Experimental Studies", *International Conference of Statistics in Science, Business, and Engineering (ICSSBE)*, pp:1-5, 2012.

38. F. Petré, M. Engels, B. Gyselinckxand H. D. Man, "DMT-based powerline communication for the CENELEC A-band", *in Proc. of 3rd International Symposium on Powerline Communications andits Applications,*Lancaster,

39. Tanaka M., 1988. "High frequency noise power spectrum, impedance and transmission loss of powerline in Japan on intrabuilding powerline communications," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 34, (2):321-326.

40. Zimmermann M. and Dostert K., 2000. "The low voltage power distribution network as last mile access network-signal propagation and noise scenario in the HF-range," **AEŰ International Journal on Electronic Communication,** 54 (1):13-22.

41. PhilippsH., “Development of a statistical model for powerline communication channels,” *in Proc. Ofthe 4th International Symposium on Power-Line Communications and its Applications*, Limerick, Ireland, 2000

42. Ramseirer S., Arzberger M., and A. Hauser, 1999. “MV and LV powerline communications: new proposed IEC standards,” *in Proc. Of Transmission and Distribution Conference*, pp. 235-239.

43. R. G Olsen, “Technical Considerating for Wideband Powerline Communication “**IEEE Transactions on Power Delivery, 3**(3): 1186-1191 (2002).

44. H. Ottosson, H. Akkermans, F. Ygge, "The ISES Project", Enersearch AB, 1998.

45. Metcalfe B. Cheap, reliable, powerful net connections may be as close as an electric socket. Info World, Febuary 10, 1997, 44.

46. Horiguchi A., 2005. ISSN 1345-3041,Mitsubishi Electric, 109.

47. Reta-Hernandez,2010. Equivalent Circuit, Taylor&Francis Group LLC.

48. Z.A. Yamayee, andBala J.L.Jr.,1994. Electromechanical Energy Devices and Power Systems, John Wiley and Sons, Inc., New York.

49. Edfors O., Sandell M., Van de Beek J. J., Wilson S. K., Borjesson P.O., 1998. OFDM channel estimation by singular value decomposition, **IEEE Transactions on Communications, 46**(7): 931-939.

50. Bahai A. R. S., Saltzberg B. R., Ergen M.,2004. Multi Carrier Digital Communications: Theory and Applications of OFDM. Springer Science, Business Media, Boston, 410-412

51. Tuna E., Seyman M.N., Özyazgan G., Taspınar N., 2007,“OFDM Sistemlerinde Pilot Ton Eklemeli Kanal Kestirim Yöntemleri”, XII. *Elektrik, Elektronik, Bilgisayar, Biyomedikal Mühendisliği Ulusal Kongresi*, Eskişehir, 14-18.

52. Ulker M., Civalek Ö., 2002. “Yapay Sinir Ağlar ile Eksenel Yüklü Kolonların Burkulma Analizi”, **Tübitak Turkish Journal English Enviromental Science, 26,** 117 -125

53. Hagan, M.T., Demuth, H.B., Beale, M.,1995. Neural Network Design, PWS Publishing Company, Boston, 734.

54. Hagan M. T., Menhaj B., 1994. Training feed forward networks with the Marquardth algorithm. **IEEE Transactions on Neural Networks, 5** (6): 989-993.

55. Poggio T. Girosi F., 1990. Networks for approximation and learning, **Proceeding of the IEEE, 78** (12): 1481-1497.

56. Zurada J.M., 1992. Introduction to Artificial Neural Networks, West Publishing Company, 758.

57. Demuth, D. and Beale, M. 2001. Matlab Neural Network Toolbox. Version 4, Mathworks, 120s.

58. Chen E., Tao R., Zhao X., Channel equalization for OFDM system based on the BP neural network, *Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Signal Processing*, 2006

59. Efe M. Ö., 2009. A Comparison of ANFIS, MLP and SVM in Identification of Chemical Processes, *IEEE International Symposium on Intelligent Control Part of IEEE Multi-conference on Systems and Control Saint Petersburg*, Russia, July 8-10, 689-694

60. Jang, J. S., Sun, C. T., 1995. Neuro-Fuzzy Modeling and Control, **Proceedings of the IEEE**, **83** (3): 378-406

61. Jang, J. S. R., May. 1993, "ANFIS: Adaptive network-based fuzzy inference systems", *IEEE Translation System, Man. and Cybern.*, 23, 665-685.

62. Franklin, G. F., Powell, J. D. and Workman, M. L., 1990, Digital Control of Dynamic Systems, Addison Wesley, s.130-132.

63. Beasey, D., Bull, D.R., and Martin, R.R., 1993a. An Overview of Genetic Algorithms: Part 1, Fundamentals. **University Computing, 15(2)**:58–69, UK.

64. Holland J. H., 1975. Adaptation in Natural and Artificial Systems, University of Michigan Press, Ann Arbor, MI., 183.

65. Bingul, Z., Sekmen, A.S., Zein, S., 2000. Genetic Algorithms Applied to Real Time Multi-objective Optimization Problems. *IEEE SoutheastCon 2000 Conference*, Nashville, TN, USA.

66. Goldberg D. E., 1989. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison- Wesley, Reading MA. 412.

67. Goldberg D. E., Korb B. Deb K., 1989. Messy genetic algorithms: motivation, analysis and first results, **Complex Systems, 3**: 493-530

68. Karaboğa D., 2004. Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları, Nobel Yayınevi, Ankara, 198-201.

69. Beasley, D., Bull, D.R., and Martin, R.R., 1993b. An Overview of Genetic Algorithms: Part 2, Research Topics. **University Computing, 15**(4):170–181.

70. Bingul, Z., Sekmen, A.S. ,ZEIN, S., 1999. An Application of Multi-Dimensional Optimization Problems Using Genetic Algorithms. *Proceedings of the IASTED International Conference Intelligent Systems and Control*, Santa Barbara, CA, USA.

71. Drezner, Z. and Wesolowsky, G.O., 2003. Network Design: Selection and Design of Links and Facility Location. **Transportation Research Part A**, 37: 241–256.

72. Holland, J.H., "Adaptation in Natural and Artificial Systems", University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975

73. Eksin, I., Erol, O.K., "Evolutionary Algorithm with Modifications in the Reproduction Phase" **IEE Proceedings-Software, 148** (2), 75-80, 2001.

74. Bolat B.,Erol K.O. ,Imrak E.C., Genetic Algorithims in Engineering Applications and the Function of Operators. **Journal of Engineering and Natural Sciences Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi Sigma**, 2004/4

75. Karaboga D., 2005. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, Technical report-TR06,Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department.

76. Karaboga D., Akay B., 2009. A survey: algorithms simulating bee swarm intelligence**, Artificial Intelligence Review, 31**(1): 68-85.

77. Karaboga D.,Basturk B. 2007. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm, **Journal of Global Optimization, 39**(3): 459-471.

78. Karaboga D., Basturk Akay B., 2007. Artificial bee colony algorithm on training artificial neural networks, *IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Haziran 11-13, Eskişehir, Türkiye, pp. 1-4.

79. Taşpınar N, Sülev A, 2013. " Channel Estimation Based on Neural Network in OFDM System for Powerline Communication" , **Proc. of International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence**, vol. 5, no.4, pp.19-22, 27-29 June, Piteşti, Romania.

80. M. Nuri Seyman, Necmi TAŞPINAR, " Channel Estimation Based on Adaptive Neuro- Fuzzy Inference System in OFDM ", IEICE Transactions on Communications, vol. 91, no. 7, pp. 2426-2430, 2008.

81. Seyman MN, Taşpınar N, 2012. "MIMO-OFDM Channel Estimation Using ANFIS", **Elektronika Ir Elektrotechnika (Journal of Electronics and Electrical Engineering)**, vol.120, no.4, pp. 75–78.

82. Seyman MN, Taşpınar N, "Channel estimation based on neural network with feedback for MIMO OFDM mobile communication systems", **Intelligent Automation and Soft Computing**, vol. 18, no.3, pp. 309-318, 2012.

83. Seyman MN, Taşpınar N, 2013. "Channel estimation based on neural network in space time block coded MIMO-OFDM system", **Digital Signal Processing**, vol. 23, no.1, pp. 275-280.

84. Seyman MN, Taşpınar N, "Pilot tones optimization using artificial bee colony algorithm for MIMO-OFDM systems", **Wireless Personal Communications**, vol. 71, no.1, pp. 151-163, 2013.

85. Seyman MN, Taşpınar N, " Radial basis function neural networks for channel estimation in MIMO-OFDM systems", **The Arabian Journal for Science and Engineering**, vol. 38, no. 8, pp. 2173-2178, 2013.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı, Soyadı: Anıl SÜLEV

Uyruğu: Türkiye(TC)

Doğum tarihi ve yeri: 10 Eylül 1986,Kayseri

Medeni Durumu: Evli

Tel: +90 352 207 80 00 (8682)

e-mail: anil.sulev@kcetas.com.tr

Yazışma adresi: İldem Fatih Mh. Saffet Arıkan Bedük Cd. Tuğra Apt. No:13
Melikgazi/KAYSERİ

EĞİTİM

Derece	Kurum	Mezuniyet Tarihi
Lise	N.M.Küçükçalık Anadolu Lisesi	2005
Lisans	DEU, Elektrik-Elektronik Mühendisliği(İngilizce)	2010
Yüksek Lisans	Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü	2014

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görev
2011-Halen	Kayseri ve Civarı Elektrik T.A.Ş.	İşletme Mühendisi

YABANCI DİL

İngilizce, Almanca

YAYINLAR

Taşpınar N, Sülev A, 2013. " Channel Estimation Based on Neural Network in OFDM System for Powerline Communication" , **Proc. of International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence**, vol. 5, no.4, pp.19-22, 27-29 June, Piteşti, Romania.