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

BEŞİNCİ NESİL DALGA FORMU ADAYLARINDA ZEKİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİYLE TEPE GÜCÜ/ORTALAMA GÜÇ ORANININ DÜŞÜRÜLMESİ

Hazırlayan
Şakir ŞİMŞİR

Danışman
Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

Doktora Tezi

Haziran 2021
KAYSERİ

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

BEŞİNCİ NESİL DALGA FORMU ADAYLARINDA ZEKİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİYLE TEPE GÜCÜ/ORTALAMA GÜÇ ORANININ DÜŞÜRÜLMESİ

(Doktora Tezi)

Hazırlayan
Şakir ŞİMŞİR

Danışman
Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

Bu çalışma; Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından FDK-2018-8463 kodlu proje ile desteklenmiştir.

Haziran 2021
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.

Şakir ŞİMŞİR

YÖNERGEYE UYGUNLUK

Beşinci Nesil Dalga Formu Adaylarında Zeki Optimizasyon Teknikleriyle Tepe Gücü/Ortalama Güç Oranının Düşürülmesi adlı Doktora tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi'ne uygun olarak hazırlanmıştır.

Tezi Hazırlayan	Danışman
Şakir ŞİMŞİR	Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

Elektrik-Elektronik Mühendisliği ABD Başkanı

Prof. Dr. Ömer Galip SARAÇOĞLU

TEŞEKKÜR

Öncelikle bu tez çalışması boyunca benimle yakından ilgilenen, sürekli çalışmaya ve daha iyisini başarmaya teşvik ederek büyük bir yol kat etmemi sağlayan, bilgi ve tecrübelerini benimle paylaşarak yardımlarını hiçbir zaman esirgemeyen danışman hocam sayın Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR'a teşekkür ederim.

Tez izleme komitesinde bulunarak farklı bakış açıları ve değerli yorumlarıyla çalışmalarıma yön veren sayın Prof. Dr. İbrahim DEVELİ ve sayın Prof. Dr. Aytekin BAĞIŞ'a ayrıca teşekkür ederim.

FDK-2018-8463 numaralı proje ile Doktora tezimi destekleyen Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi'ne teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca maddi manevi her türlü desteği vererek bugünlere gelmemde en büyük pay sahibi olan anne ve babama, tez çalışmalarım boyunca desteğini benden esirgemeyen sevgili eşime ve bu süreçte bana moral kaynağı olan canım kızıma teşekkür ederim.

Şakir ŞİMŞİR

Kayseri, Haziran 2021

BEŞİNCİ NESİL DALGA FORMU ADAYLARINDA ZEKİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİYLE TEPE GÜCÜ/ORTALAMA GÜÇ ORANININ DÜŞÜRÜLMESİ

Şakir ŞİMŞİR

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü

Doktora Tezi, Haziran 2021

Danışman: Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

ÖZET

Çok taşıyıcılı iletişim teknikleri, kablosuz haberleşmede karşılaşılan en temel problem olarak bilinen çok yollu sönümlemenin ortadan kaldırılmasına imkân tanımaları nedeniyle haberleşme sistemlerinde sıklıkla tercih edilmektedir. Halen dördüncü nesil (4G) haberleşme teknolojisinde etkin bir şekilde kullanılan dikgen frekans bölmeli çoğullama (OFDM), zaman ve frekans kaymalarına karşı olan hassasiyeti, bant dışı emisyon fazlalığı ve döngüsel önek uygulaması sonucu artan spektrum kullanımı gibi çeşitli zayıf yönlere sahiptir. OFDM dalga formunun sahip olduğu zayıflıklar dikkate alınarak, filtre bankası çoklu taşıyıcı (FBMC), evrensel filtreli çoklu taşıyıcı (UFMC), ağırlıklı örtüştürme ve ekleme – OFDM (WOLA-OFDM), genelleştirilmiş frekans bölmeli çoğullama (GFDM) ve filtrelenmiş – OFDM (f-OFDM) gibi beşinci nesil (5G) ve ötesi haberleşme teknolojilerinde kullanılmaya aday çok taşıyıcılı yeni dalga formları geliştirilmiştir.

OFDM dalga formuna göre daha gelişmiş özelliklere sahip olan 5G dalga formu adaylarında, diğer çok taşıyıcılı sistemlerde olduğu gibi, taşıyıcıların üst üste binmeleri sonucu anlık güç yükselmeleri meydana gelmektedir. Bu da iletilen sinyallerin yüksek tepe gücü/ortalama güç oranına (PAPR) sahip olmasına sebep olmaktadır. Yüksek PAPR değerine sahip işaretlerin, vericide kullanılan kuvvetlendiricileri doğrusal çalışma aralığı dışına çıkmaya zorlaması sebebiyle, iletilen sinyalde bozulma meydana gelmekte ve bunun sonucunda da sistem performansı düşmektedir. Bu sebeple, 5G dalga formu adaylarının yeni nesil haberleşme sistemlerinde etkin bir şekilde kullanılabilmesi için PAPR değerlerinin düşürülmesi gerekmektedir.

Çok taşıyıcılı sistemler için literatürde çeşitli klasik PAPR düşürme yöntemleri önerilmiştir. Bu yöntemler arasında en çok tercih edilenleri, bozunumsuz PAPR

düşürme yetenekleri ve modifikasyona oldukça müsait yapıları sebebiyle kısmi iletim dizisi (PTS) ve seçici eşleme (SLM) yöntemleridir. Bu tez çalışmasında, mevcut 5G dalga formu adaylarından WOLA-OFDM, UFMC ve GFDM dalga formundan kısa bir süre sonra önerilmiş olan düşük karmaşıklı – GFDM (LC-GFDM) için, PTS ve SLM teknikleri modifiye edilerek daha yüksek performansa sahip çeşitli yeni PAPR düşürme stratejileri geliştirilmiştir: WOLA-OFDM için çift sembol optimizasyon (DSO) tabanlı PTS (DSO-PTS) ve DSO-SLM isimli iki yeni klasik PAPR düşürme yöntemi geliştirilmiştir. Aynı şekilde bu kez LC-GFDM dalga formuna özgü birikimli sembol optimizasyon (CSO) tabanlı PTS (CSO-PTS) ve CSO-SLM olarak adlandırılan iki klasik yöntem daha geliştirilmiştir. UFMC dalga formu için ise, çeşitli zeki optimizasyon tekniklerinin PTS ve SLM metotlarına entegrasyonu sonucu toplam altı farklı zeki optimizasyon tabanlı PAPR düşürme stratejisi geliştirilmiştir. Bunlar sırasıyla ayrık fil sürüsü optimizasyonu tabanlı PTS (DEHO-PTS), ayrık karga arama algoritması tabanlı PTS (DCSA-PTS), ayrık istilacı ot optimizasyonu tabanlı PTS (DIWO-PTS), göçmen kuş optimizasyonu tabanlı SLM (MBO-SLM), ayrık guguk kuşu arama tabanlı SLM (DCS-SLM) ve ayrık orman optimizasyon algoritması tabanlı SLM (DFOA-SLM) stratejileridir. Söz konusu PAPR düşürme stratejilerinde faz optimizatörü olarak kullanılan zeki optimizasyon tekniklerinden DEHO, DCSA, DIWO ve DCS algoritmaları, orijinal EHO, CSA, IWO ve CS algoritmalarının yeni birer ayrık versiyonlarıdır ve her biri bu tez çalışmasında geliştirilmiştir. Böylelikle başlangıçta sürekli optimizasyon problemleri için önerilmiş olan bu dört farklı algoritmayı, ayrık faz optimizasyonu probleminin çözümünde de kullanmak mümkün hale gelmiştir.

Bu tez çalışmasında geliştirilmiş olan hem klasik hem de zeki optimizasyon tabanlı PAPR düşürme teknikleri, PAPR düşürme performansları ve uygulandıkları dalga formunun güç spektral yoğunluğu ile bit hata oranı performansı üzerindeki etkileri bakımından incelenmiştir. Yapılan simülasyon çalışmalarında, önerilen PAPR düşürme yöntemlerinin, geleneksel PTS ve SLM performansında önemli iyileşmeler sağladığı gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: 5G dalga formları; PAPR; PTS; SLM; zeki optimizasyon teknikleri

PEAK-TO-AVERAGE POWER RATIO REDUCTION USING INTELLIGENT OPTIMIZATION TECHNIQUES IN THE FIFTH GENERATION WAVEFORM CANDIDATES

Şakir ŞİMŞİR
Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences
Ph.D. Thesis, June 2021
Supervisor: Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

ABSTRACT

Multicarrier transmission techniques are preferred frequently in communication systems because of making it possible to eliminate the multipath fading that is known as the main problem encountered in wireless communication. Orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) waveform still utilized actively in the fourth generation (4G) communication technology has various weak points such as the sensitivity to the time and frequency offsets, the excess of out-of-band emission and growing spectrum usage in consequence of cyclic prefix implementation. Considering the weaknesses that OFDM waveform has, the new multicarrier waveforms such as filter bank multicarrier (FBMC), universal filtered multicarrier (UFMC), weighted overlap and add – OFDM (WOLA-OFDM), generalized frequency division multiplexing (GFDM) and filtered – OFDM (f-OFDM), which are the candidates for being employed in the fifth generation (5G) and beyond telecommunication technologies, were developed.

In the 5G waveform candidates possessing more advanced features compared to the OFDM waveform, as in the other multicarrier systems, instant power escalations happen in consequence of the superposition of subcarriers. These power escalations cause the transmitted signals to have high peak-to-average power ratio (PAPR). For the reason that the signals with high PAPR values push the amplifiers employed at the transmitter to exceed the linear working range, the transmitted signal undergoes the degradation and in consequence of this, the system performance decreases. Therefore, to be able to use the 5G waveform candidates effectively in the next generation communication systems, their PAPR values need to be reduced.

Various classical PAPR reduction methods were proposed for multicarrier systems in the literature. The most preferred ones among these methods are the partial transmit sequence (PTS) and selective mapping (SLM) techniques due to their distortionless PAPR reduction capabilities and quite suitable structures for modification. In this thesis, various new PAPR reduction strategies with higher performances have been developed by modifying the PTS and SLM techniques for WOLA-OFDM, UFMC and low complex – GFDM (LC-GFDM), which was proposed shortly after the GFDM waveform, included in the existing 5G waveform candidates: Two new classical PAPR reduction methods called dual symbol optimization (DSO)-based PTS (DSO-PTS) and DSO-SLM have been developed for the WOLA-OFDM. Likewise, two more classical methods named as cumulative symbol optimization (CSO)-based PTS (CSO-PTS) and CSO-SLM, both of which are peculiar to LC-GFDM waveform, have been developed. For the UFMC waveform, six different intelligent optimization-based PAPR reduction strategies have been developed in total as a result of the integration of various intelligent optimization techniques to the PTS and SLM methods. These are the strategies of discrete elephant herding optimization-based PTS (DEHO-PTS), discrete crow search algorithm-based PTS (DCSA-PTS), discrete invasive weed optimization-based PTS (DIWO-PTS), migrating birds optimization-based SLM (MBO-SLM), discrete cuckoo search-based SLM (DCS-SLM) and discrete forest optimization algorithm-based SLM (DFOA-SLM), respectively. DEHO, DCSA, DIWO and DCS algorithms included in the intelligent optimization techniques utilized as a phase optimizer in the aforementioned PAPR reduction strategies are the new discrete versions of the original EHO, CSA, IWO and CS, and each one has been developed in this thesis. Thus, it has become possible to utilize these four different algorithms, which were initially proposed for the continuous optimization problems, in solving the discrete phase optimization problem.

Both the classical and intelligent optimization-based PAPR reduction techniques developed in this thesis have been analyzed with regard to their PAPR reduction performances together with their effects on the power spectral density and bit error rate achievements of the waveforms to which they are applied. In the simulation studies, it has been observed that the proposed PAPR reduction strategies ensure significant improvements in the conventional PTS and SLM performances.

Keywords: 5G waveforms; PAPR; PTS; SLM; intelligent optimization techniques.

İÇİNDEKİLER

BEŞİNCİ NESİL DALGA FORMU ADAYLARINDA ZEKİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİYLE TEPE GÜCÜ/ORTALAMA GÜÇ ORANININ DÜŞÜRÜLMESİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK SAYFASI i
YÖNERGEYE UYGUNLUK SAYFASI ii
KABUL VE ONAY SAYFASI iii
TEŞEKKÜR iv
ÖZET v
ABSTRACT vii
İÇİNDEKİLER ix
KISALTMALAR VE SİMGELER xiv
TABLOLAR LİSTESİ xx
ŞEKİLLER LİSTESİ xxi

GİRİŞ

Tezin Konusu, Amacı ve Önemi 1
Tezin Literatürdeki Yeri 9

1. BÖLÜM
ÇOK TAŞIYICILI İLETİŞİM TEKNOLOJİLERİNDE TEPE GÜCÜ/ORTALAMA GÜÇ ORANI (PAPR)

1.1. Giriş 14
1.2. Çok Taşıyıcılı Sistemlerde PAPR Hesabı 15

1.3. Klasik PAPR Düşürme Teknikleri 17

1.3.1. Kısmi İletim Dizisi (PTS) 17

1.3.2. Seçici Eşleme (SLM) 19

1.4. Yüksek Güç Kuvvetlendiricisi (HPA) 20

2. BÖLÜM
5G DALGA FORMU ADAYLARINDA PAPR DÜŞÜRME

2.1. Giriş 23

2.2. WOLA-OFDM Dalga Formunda PAPR Düşürme 23

2.2.1. Sistem Açıklaması 23

2.2.2. PAPR Tanımlaması 25

2.2.3. WOLA-OFDM Dalga Formu için Geliştirilen PAPR Düşürme Teknikleri 28

2.2.3.1. Çift Sembol Optimizasyon Tabanlı PTS (DSO-PTS) Tekniği 28

2.2.3.2. Çift Sembol Optimizasyon Tabanlı SLM (DSO-SLM) Tekniği 31

2.3. LC-GFDM Dalga Formunda PAPR Düşürme 34

2.3.1. Sistem Açıklaması 34

2.3.2. PAPR Tanımlaması 36

2.3.3. LC-GFDM Dalga Formu için Geliştirilen PAPR Düşürme Teknikleri 38

2.3.3.1. Birikimli Sembol Optimizasyon Tabanlı PTS (CSO-PTS) Tekniği 38

2.3.3.2. Birikimli Sembol Optimizasyon Tabanlı SLM (CSO-SLM) Tekniği 42

2.4. UFMC Dalga Formunda PAPR Düşürme 46

2.4.1. Sistem Açıklaması 46

2.4.2. PAPR Tanımlaması 48

2.4.3. UFMC Dalga Formunda PTS Yöntemi ile PAPR Düşürme İşlemi 49

2.4.4. UFMC Dalga Formu için Geliştirilen Zeki Optimizasyon Tabanlı PTS Teknikleri 52

2.4.4.1. Orijinal Fil Sürüsü Optimizasyon (EHO) Algoritması 53

2.4.4.1.1. Klan Güncelleme Fazı 53

2.4.4.1.2. Ayrılma Fazı 54

2.4.4.2. Ayrık Fil Sürüsü Optimizasyonu (DEHO) Tabanlı PTS Tekniği 55

2.4.4.3. Orijinal Karga Arama Algoritması (CSA) 61

2.4.4.4. Ayrık Karga Arama Algoritması (DCSA) Tabanlı PTS Tekniği 64

2.4.4.5. Orijinal İstilacı Ot Optimizasyon (IWO) Algoritması 69

2.4.4.5.1. Başlangıç Popülasyonu Oluşturma 70

2.4.4.5.2. Üreme 70

2.4.4.5.3. Mekansal Dağılım 71

2.4.4.5.4. Rekabetçi Eleme 73

2.4.4.6. Ayrık İstilacı Ot Optimizasyonu (DIWO) Tabanlı PTS Tekniği 73

2.4.5. UFMC Dalga Formunda SLM Yöntemi ile PAPR Düşürme İşlemi 79

2.4.6. UFMC Dalga Formu için Geliştirilen Zeki Optimizasyon Tabanlı SLM Teknikleri 81

2.4.6.1. Göçmen Kuş Optimizasyon (MBO) Algoritması 81

2.4.6.2. Göçmen Kuş Optimizasyonu (MBO) Tabanlı SLM Tekniği 84

2.4.6.3. Orijinal Guguk Kuşu Arama (CS) Algoritması 89

2.4.6.4. Ayrık Guguk Kuşu Arama (DCS) Tabanlı SLM Tekniği 91

2.4.6.5. Ayrık Orman Optimizasyon Algoritması (DFOA) 94

2.4.6.5.1. Başlangıç Ormanı Oluşturma 94

2.4.6.5.2. Yerel Tohumlama 95

2.4.6.5.3. Popülasyon Sınırlama 96

2.4.6.5.4. Küresel Tohumlama 96

2.4.6.5.5. Güncel En İyi Ağacı Belirleme 97

2.4.6.6. Ayrık Orman Optimizasyon Algoritması (DFOA) Tabanlı SLM Tekniği 98

3. BÖLÜM
SİMÜLASYON ÇALIŞMALARI

3.1. Giriş 102

3.2. WOLA-OFDM Dalga Formunda PAPR Düşürme 102

3.2.1. DSO-PTS Tekniği ile PAPR Düşürme 104

3.2.2. DSO-SLM Tekniği ile PAPR Düşürme 107

3.2.3. DSO-PTS ve DSO-SLM Tekniklerinin Karşılaştırılması 110

3.2.4. Karmaşıklık Analizi 112

3.3. LC-GFDM Dalga Formunda PAPR Düşürme 120

3.3.1. CSO-PTS Tekniği ile PAPR Düşürme 121

3.3.2. CSO-SLM Tekniği ile PAPR Düşürme 124

3.3.3. CSO-PTS ve CSO-SLM Tekniklerinin Karşılaştırılması 127

3.3.4. Karmaşıklık Analizi 130

3.4. UFMC Dalga Formunda PAPR Düşürme 135

3.4.1. Zeki Optimizasyon Tabanlı PTS Tekniklerinin Performans Analizi 136

3.4.1.1. DEHO-PTS Tekniği ile PAPR Düşürme 140

3.4.1.2. DCSA-PTS Tekniği ile PAPR Düşürme 145

3.4.1.3. DIWO-PTS Tekniği ile PAPR Düşürme 152

3.4.1.4. Zeki Optimizasyon Tabanlı PTS Tekniklerinin Karşılaştırılması ... 159

3.4.2. Zeki Optimizasyon Tabanlı PTS Tekniklerinin Hesaplama Karmaşıklığı Analizi 161

3.4.3. Zeki Optimizasyon Tabanlı SLM Tekniklerinin Performans Analizi 165

3.4.3.1. MBO-SLM Tekniği ile PAPR Düşürme 168

3.4.3.2. DCS-SLM Tekniği ile PAPR Düşürme 173

3.4.3.3. DFOA-SLM Tekniği ile PAPR Düşürme 178

3.4.3.4. Zeki Optimizasyon Tabanlı SLM Tekniklerinin Karşılaştırılması . 186

3.4.4. Zeki Optimizasyon Tabanlı SLM Tekniklerinin Hesaplama Karmaşıklığı Analizi..... 189

4. BÖLÜM
TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER 192

KAYNAKLAR 197

ÖZGEÇMİŞ..... 210

KISALTMALAR VE SİMGELER

Bu tez çalışmasında kullanılmış olan bazı kısaltmalar ve simgeler, anlamları ile birlikte aşağıda verilmiştir.

Kısaltma	Anlamı
IoT	Nesnelerin interneti
5G	Beşinci nesil
4G	Dördüncü nesil
OFDM	Dikgen frekans bölmeli çoğullama
FBMC	Filtre bankası çoklu taşıyıcı
UFMC	Evrensel filtreli çoklu taşıyıcı
WOLA-OFDM	Ağırlıklı örtüştürme ve ekleme – OFDM
GFDM	Genelleştirilmiş frekans bölmeli çoğullama
f-OFDM	Filtrelenmiş – OFDM
ICI	Taşıyıcılar arası girişim
MIMO	Çok-girişli çok-çıkışlı
LC-GFDM	Düşük karmaşıklı – GFDM
PAPR	Tepe gücü/ortalama güç oranı
HPA	Yüksek güç kuvvetlendiricisi
ADC	Analog-sayısal çevirici
DAC	Sayısal-analog çevirici
BER	Bit hata oranı
TR	Ton ayırma
TI	Ton ekleme
ACE	Aktif yıldız kümesi uzantısı
PTS	Kısmi iletim dizisi
SLM	Seçici eşleme
DSO	Çift sembol optimizasyonu
CSO	Birikimli sembol optimizasyonu
QAM	Dördün genlik modülasyonu

FFT	Hızlı Fourier dönüşümü
IFFT	Ters hızlı Fourier dönüşümü
EHO	Fil sürüsü optimizasyonu
CSA	Karga arama algoritması
IWO	İstilacı ot optimizasyonu
DEHO	Ayrık fil sürüsü optimizasyonu
DCSA	Ayrık karga arama algoritması
DIWO	Ayrık istilacı ot optimizasyonu
MBO	Göçmen kuş optimizasyonu
CS	Guguk kuşu arama
FOA	Orman optimizasyon algoritması
DCS	Ayrık guguk kuşu arama
DFOA	Ayrık orman optimizasyon algoritması
PSD	Güç spektral yoğunluğu
SER	Sembol hata oranı
CCDF	Tümleyici birikimli dağılım fonksiyonu
SN	Araştırma sayısı
SSPA	Katı hal güç kuvvetlendiricisi
IBO	Giriş geri çekme
rrc	Kök yükseltilmiş kosinüs
MF	Uyumlu filtre
ZF	Sıfır zorlama
MMSE	Minimum ortalama karesel hata
DFT	Ayrık Fourier dönüşümü
SNR	İşaret/gürültü oranı
CCRR	Hesaplama karmaşıklığı azaltma oranı
CCIR	Hesaplama karmaşıklığı artırma oranı
TS	Tabu arama
DFA	Ayrık ateş böceği algoritması
GA	Genetik algoritma
BBA	İkili yarasa algoritması
MC-CDMA	Çok taşıyıcılı – kod bölmeli çoklu erişim

Simge	**Anlamı**
N	WOLA-OFDM ve UFMC'de alt taşıyıcı sayısı
L	Üst örnekleme faktörü
$\max[\cdot]$	Tepe değer bulma operatörü
$E[\cdot]$	Beklenen değer operatörü
$PAPR_0$	Eşik PAPR seviyesi
V	PTS'de alt blok sayısı
U	SLM'de üretilen rastgele faz dizisi sayısı
$r(n)$	SSPA'da çıkış sinyali
$\theta(n)$	SSPA'da giriş sinyalinin fazı
$\lvert x(n)\rvert$	SSPA'da giriş sinyalinin genliği
$A_{SSPA}\left(\lvert x(n)\rvert\right)$	SSPA'nın genlik cevabı
$\phi_{SSPA}\left(\lvert x(n)\rvert\right)$	SSPA'nın faz cevabı
g_0	SSPA'da kuvvetlendirici kazancı
A_0	SSPA'da çıkış doyum genliği
p	SSPA'nın düzgünlük katsayısı
P_{doy}	SSPA'nın doyum gücü
P_{orta}	SSPA'da giriş sinyalinin ortalama gücü
M	WOLA-OFDM ve LC-GFDM'de toplam sembol sayısı
X_m	WOLA-OFDM'de *m*. QAM sembol vektörü
$x_m(t)$	WOLA-OFDM'de *m*. sembolün karmaşık zarfı
$x_m[n]$	WOLA-OFDM'de *m.* sembolün ayrık zamanlı ifadesi
$y_m[n]$	WOLA-OFDM'de döngüsel önek ekleme ve uzatma işlemlerinden sonra elde edilen *m.* sembol.
$w[n]$	Düz tepeli rrc pencereleme fonksiyonu
$s_m[n]$	WOLA-OFDM'de pencerelenmiş *m.* sembol vektörü
$s[n]$	WOLA-OFDM ve LC-GFDM'de iletim sinyali
$b_m^{(v)}$	DSO-PTS ve CSO-PTS tekniklerinde *m*. sembol için üretilen faz dizisi

$b_m^{(u)}$	DSO-SLM ve CSO-SLM tekniklerinde *m*. sembol için üretilen *u*. faz dizisi
d_m	LC-GFDM'de QAM modüleli *m*. veri dizisi
K	LC-GFDM'de alt taşıyıcı sayısı
$d_m[n]$	d_m vektörünün zaman domeni versiyonu
$c_m[n]$	$d_m[n]$ dizisinin *M* adet kopyasının zaman domeninde yan yana sıralanması sonucu elde edilen vektör
$g[n]$	LC-GFDM vericisinde kullanılan prototip filtrenin dürtü cevabı
$y[n]$	LC-GFDM alıcısına gelen sinyal
$\gamma^*[n]$	LC-GFDM'de demodülasyon filtresi
$F_N\{\bullet\}$	*N*-noktalı DFT operatörü
$X(k)$	UFMC'de QAM sembol vektörü
B	UFMC'de toplam alt bant sayısı
$X_b(k)$	UFMC'de *b*. alt bant vektörü
$x_b(n)$	$X_b(k)$ vektörünün zaman domeni versiyonu
$s_b(n)$	Alt bant *b*'de yer alan filtrelenmiş sinyal
L_f	UFMC'de filtre uzunluğu
L_{CP}	UFMC'de döngüsel önek uzunluğu
$f_b(n)$	Alt bant *b*'de kullanılan filtrenin sonlu dürtü cevabı
$s(n)$	UFMC iletim sinyali
$b_i^{(v)}$	UFMC'de gerçekleştirilen klasik PTS tabanlı PAPR düşürme işleminde faz rotasyon işlemi amacıyla rastgele üretilmiş olan *i*. faz dizisi
$b^{(u)}(k)$	UFMC'de SLM tabanlı PAPR düşürme işlemi için tanımlanan *u*. faz dizisi
$b_p^{(v)}$	DEHO-PTS stratejisinde fil pozisyonları şeklinde ifade edilen faz dizileri
$fit(\cdot)$	Uygunluk fonksiyonu
$b_{c,e}^{(v)}$	DEHO-PTS'de *c*. klanda yer alan *e*. çözüm
$flip(\cdot)$	Bit çevirme operatörü
$b_{c,e}^{(v),yeni}$	DEHO-PTS'de yeni çözüm
m	DEHO-PTS'de bit çevirme indisi

$b_{c,enkötü}^{(v)}$	c. klanda yer alan en kötü çözüm
$\mathrm{sgn}(\cdot)$	İşaret fonksiyonu
$x_{\max}$	Fillere ait pozisyon vektörlerinin üst sınırı
$x_{\min}$	Fillere ait pozisyon vektörlerinin alt sınırı
$b_s^{(v)}$	DCSA-PTS'de karga pozisyonları şeklinde ifade edilen faz dizileri
$m_s^{(v)}$	s. kargaya ait hafıza vektörü
r_s	s. karga için üretilen rastgele sayı
AP	DCSA-PTS'de farkındalık olasılığı parametresi
$b_s^{(v),yeni}$	DCSA-PTS'de yeni çözüm
ϕ_s	Sürüdeki s. karganın bit çevirme indisi
$\mathrm{mut}(\cdot)$	DCSA-PTS'de mutasyon operatörü
NB	DCSA-PTS'de mutasyona uğratılacak toplam bit sayısı
$b_w^{(v)}$	DIWO-PTS'de yabani ot pozisyonları tarafından temsil edilen faz dizileri
$X_w^{(v)}$	DIWO-PTS'de çözüm vektörü
$b_{eniyi}^{(v)}$	En iyi yabani ot pozisyonu
$b_{enkötü}^{(v)}$	En kötü yabani ot pozisyonu
S_{min}	Popülasyondaki herhangi bir yabani ot tarafından üretilebilecek minimum tohum sayısı
S_{max}	Popülasyondaki herhangi bir yabani ot tarafından üretilebilecek maksimum tohum sayısı
$floor(\cdot)$	Parantez içerisindeki değerden küçük veya bu değere eşit en büyük tam sayıyı veren operatör.
S_w	$X_w^{(v)}$ tarafından üretilecek tohum sayısı
m_w	w. çözümün bit çevirme indisi
$Y_{w,\alpha}^{(v)}$	w. yabani otun α. tohumu
$b_{w,\alpha}^{(v)}$	w. yabani otun α. tohumunun pozisyonu
$m_{w,\alpha}$	w. yabani otun α. tohumuna ait bit çevirme indisi
$b^{(f)}(k)$	MBO-SLM'de kuş pozisyonları şeklinde ifade edilen faz dizileri

$p^{(f,w)}(k)$	*f*. kuşun *w*. komşu çözümü
$Y^{(f)}(k)$	Kuş vektörü
$Z^{(f,w)}(k)$	Komşu çözüm vektörü
m_f	*f*. kuşun bit çevirme indisi
$m_{f,w}$	*f*. kuşun *w*. komşu çözümüne ait bit çevirme indisi
$b^{(c)}(k)$	DCS-SLM'de guguk kuşu pozisyonları şeklinde ifade edilen faz dizileri
m_r	DCS-SLM'de rastgele seçilen *r*. çözüme ait bit çevirme indisi
$b^{(r)}(k)$	DCS-SLM'de rastgele seçilen *r*. çözüm vektörü
$b^{(r)}_{yeni}(k)$	$b^{(r)}(k)$ çözümünden üretilen yeni çözüm
p_a	DCS-SLM'de yabancı yumurtayı ayırt etme olasılığı
LSC	DFOA algoritmasında yerel tohumlama değişiklikleri
GSC	DFOA algoritmasında küresel tohumlama değişiklikleri
$F^{(t)}(k)$	DFOA-SLM'de ormandaki *t*. ağaç
$b^{(t)}(k)$	Ormandaki *t*. ağacın pozisyonu
$Yaş^{(t)}$	Ormandaki *t*. ağacın yaşı
$L^{(\alpha,t)}(k)$	Popülasyondaki *t*. ağacın α. tohumu
$C^{(\beta)}(k)$	Küresel tohumlama fazında seçilen β. ağaç vektörü
$b^{(\beta)}(k)$	Küresel tohumlama fazında seçilen β. ağacın pozisyonu
$G^{(\beta)}(k)$	Küresel tohumlama fazında üretilmiş olan β. yeni ağaç
$n_{çarp}$	Karmaşık çarpım sayısı
n_{top}	Karmaşık toplam sayısı

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 3.1. Simülasyon parametreleri 103

Tablo 3.2. DSO-PTS tekniğinin farklı araştırma sayıları için PTS yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCIR değerleri 116

Tablo 3.3. DSO-PTS tekniğinin farklı araştırma sayıları için GreenOFDM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCRR değerleri 117

Tablo 3.4. DSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için SLM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCIR değerleri 118

Tablo 3.5. DSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için GreenOFDM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCRR değerleri 119

Tablo 3.6. DSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için DSO-PTS yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCIR değerleri 119

Tablo 3.7. Simülasyon parametreleri 121

Tablo 3.8. CSO-PTS tekniğinin farklı araştırma sayıları için PTS yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCIR değerleri 132

Tablo 3.9. CSO-PTS tekniğinin farklı araştırma sayıları için GreenOFDM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCRR değerleri 133

Tablo 3.10. CSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için SLM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCIR değerleri 133

Tablo 3.11. CSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için GreenOFDM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCRR değerleri 134

Tablo 3.12. CSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için CSO-PTS yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCIR değerleri 135

Tablo 3.13. Simülasyon parametreleri 136

Tablo 3.14. PTS tabanlı tekniklerin araştırma karmaşıklıkları 137

Tablo 3.15. SLM tabanlı tekniklerin araştırma karmaşıklıkları 166

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1. Örneklenmiş bir OFDM sinyaline ait güç grafiği 16
Şekil 1.2. Klasik PTS yönteminin blok diyagramı 17
Şekil 1.3. Klasik SLM yönteminin blok diyagramı 19
Şekil 1.4. Temel bir doğrusal olmayan HPA'ya ait giriş-çıkış karakteristiği 22
Şekil 2.1. WOLA-OFDM sistem yapısı 24
Şekil 2.2. Vericide gerçekleştirilen işlemler 25
Şekil 2.3. Alıcıda gerçekleştirilen işlemler 25
Şekil 2.4. WOLA-OFDM sembol vektörlerinin çakıştırılması işlemi 27
Şekil 2.5. LC-GFDM sisteminin (a) verici ve (b) alıcı yapısı 35
Şekil 2.6. LC-GFDM sisteminde iletim sinyali üretimi (K = 32, L = 8, M = 5, prototip filtre: kök yükseltilmiş kosinüs (rrc) fitresi, yuvarlanma faktörü (α) = 0.5) 37
Şekil 2.7. UFMC sistemine ait blok diyagram 47
Şekil 2.8. PTS yönteminin UFMC vericisine entegrasyonu 49
Şekil 2.9. Fil sürüsü optimizasyon algoritmasının sözde kodu 55
Şekil 2.10. DEHO-PTS tekniğinin akış diyagramı 60
Şekil 2.11. Karga arama algoritmasının sözde kodu 64
Şekil 2.12. DCSA-PTS tekniğinin akış diyagramı 68
Şekil 2.13. İstilacı ot optimizasyon algoritmasının sözde kodu 72
Şekil 2.14. DIWO-PTS tekniğinin akış diyagramı 78
Şekil 2.15. SLM yönteminin UFMC vericisine entegrasyonu 79
Şekil 2.16. MBO algoritmasında 9 üyeli kuş sürüsünün V şeklindeki uçuş formasyonu 82
Şekil 2.17. Göçmen kuş optimizasyon algoritmasının sözde kodu 83
Şekil 2.18. MBO-SLM tekniğinin akış diyagramı 88

Şekil 2.19. Guguk kuşu arama algoritmasının sözde kodu 91
Şekil 2.20. DCS-SLM tekniğinin akış diyagramı 94
Şekil 2.21. *LSC* = 3 için yerel tohumlama örneği 95
Şekil 2.22. *GSC* = 2 için küresel tohumlama örneği 96
Şekil 2.23. Ayrık orman optimizasyon algoritmasının sözde kodu 97
Şekil 2.24. DFOA-SLM tekniğinin akış diyagramı 101
Şekil 3.1. DSO-PTS tekniğinin farklı araştırma sayıları için PAPR düşürme performansı 104
Şekil 3.2. PTS, GreenOFDM ve DSO-PTS tekniklerinin PAPR düşürme performanslarının farklı araştırma sayıları için karşılaştırılması 105
Şekil 3.3. PTS, GreenOFDM ve DSO-PTS tekniklerinin WOLA-OFDM dalga formunun güç spektral yoğunluğu üzerindeki etkileri 106
Şekil 3.4. DSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için PAPR düşürme performansı 107
Şekil 3.5. SLM, GreenOFDM ve DSO-SLM tekniklerinin PAPR düşürme performanslarının farklı araştırma sayıları için karşılaştırılması 108
Şekil 3.6. SLM, GreenOFDM ve DSO-SLM tekniklerinin WOLA-OFDM dalga formunun güç spektral yoğunluğu üzerindeki etkileri 109
Şekil 3.7. DSO-PTS ve DSO-SLM tekniklerinin PAPR düşürme performanslarının farklı araştırma sayıları için karşılaştırılması 110
Şekil 3.8. DSO-PTS ve DSO-SLM tekniklerinin PSD performanslarının farklı IBO değerleri için karşılaştırılması (p = 0.5, SN = 16) 111
Şekil 3.9. DSO-PTS ve DSO-SLM tekniklerinin BER performanslarının farklı IBO değerleri için karşılaştırılması (p = 0.5, SN = 256) 112
Şekil 3.10. CSO-PTS tekniğinin farklı araştırma sayıları için PAPR düşürme performansı 122
Şekil 3.11. PTS, GreenOFDM ve CSO-PTS tekniklerinin PAPR düşürme performanslarının farklı araştırma sayıları için karşılaştırılması 123

Şekil 3.12. PTS, GreenOFDM ve CSO-PTS tekniklerinin LC-GFDM dalga formunun güç spektral yoğunluğu üzerindeki etkileri 124

Şekil 3.13. CSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için PAPR düşürme performansı..... 125

Şekil 3.14. SLM, GreenOFDM ve CSO-SLM tekniklerinin PAPR düşürme performanslarının farklı araştırma sayıları için karşılaştırılması 126

Şekil 3.15. SLM, GreenOFDM ve CSO-SLM tekniklerinin LC-GFDM dalga formunun güç spektral yoğunluğu üzerindeki etkileri 127

Şekil 3.16. CSO-PTS ve CSO-SLM tekniklerinin PAPR düşürme performanslarının farklı araştırma sayıları için karşılaştırılması..... 128

Şekil 3.17. CSO-PTS ve CSO-SLM tekniklerinin PSD performanslarının farklı IBO değerleri için karşılaştırılması (p = 1, SN = 256) 129

Şekil 3.18. CSO-PTS ve CSO-SLM tekniklerinin BER performanslarının farklı IBO değerleri için karşılaştırılması (p = 1, SN = 256) 130

Şekil 3.19. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS tekniklerinin $PAPR_0$ [dB] – CCDF performansı bakımından birbirleriyle karşılaştırılması..... 140

Şekil 3.20. DEHO-PTS tekniğinin çeşitli {P, C} kombinasyonları için $PAPR_0$ [dB] – CCDF performansı 141

Şekil 3.21. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS tekniklerinin farklı alt taşıyıcı sayıları için PAPR düşürme performansları..... 142

Şekil 3.22. SSPA'nın farklı IBO değerleri için PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS tekniklerinin UFMC sinyaline uygulanması durumunda elde edilen yan lob seviyeleri (p = 3) 143

Şekil 3.23. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS tekniklerinin BER performanslarının farklı IBO değerleri için karşılaştırılması (p = 1)..... 144

Şekil 3.24. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DCSA-PTS tekniklerinin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri vasıtasıyla karşılaştırmalı analizi..... 146

Şekil 3.25. Alt taşıyıcı sayısının DCSA-PTS ve kıyaslama amaçlı kullanılan diğer yöntemlerin PAPR düşürme performansları üzerindeki etkisi..... 147

Şekil 3.26. Farkındalık olasılığının DCSA-PTS stratejisinin PAPR başarımı üzerindeki etkisi 148

Şekil 3.27. DCSA-PTS performansının çeşitli *NB* değerleri için incelenmesi..... 149

Şekil 3.28. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DCSA-PTS teknikleri kullanılarak elde edilen PSD eğrilerinin farklı IBO değerleri için karşılaştırılması ($p = 3$)..... 150

Şekil 3.29. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DCSA-PTS tekniklerinin farklı IBO değerlerindeki SNR [dB] – BER eğrileri ($p = 1$) 151

Şekil 3.30. DIWO-PTS tekniğinin klasik PTS, TS-PTS ve DFA-PTS yöntemleri ile PAPR düşürme performansı bakımından karşılaştırılması 153

Şekil 3.31. Geleneksel PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DIWO-PTS tekniklerinin 64, 128 ve 256 alt taşıyıcı sayıları için $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri 154

Şekil 3.32. Koloni boyutunun DIWO-PTS performansı üzerindeki etkisi..... 155

Şekil 3.33. DIWO-PTS tekniğinin farklı $\{S_{min}, S_{max}\}$ kombinasyonları için PAPR düşürme performansı..... 156

Şekil 3.34. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DIWO-PTS tekniklerinin PSD performanslarının farklı IBO değerleri için karşılaştırılması ($p = 3$)..... 157

Şekil 3.35. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DIWO-PTS tekniklerinin farklı IBO değerleri için bit hata oranı başarımları ($p = 1$)..... 158

Şekil 3.36. Zeki optimizasyon tabanlı PTS tekniklerinin PAPR düşürme performansı bakımından karşılaştırılması 159

Şekil 3.37. Zeki optimizasyon tabanlı PTS tekniklerinin PSD performansı bakımından karşılaştırılması ($p = 3$) 160

Şekil 3.38. Zeki optimizasyon tabanlı PTS tekniklerinin BER performansı bakımından karşılaştırılması ($p = 1$) 161

Şekil 3.39. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM stratejilerinin PAPR düşürme performansı bakımından karşılaştırılması 169

Şekil 3.40. Farklı parametre kombinasyonlarının MBO-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansı üzerindeki etkisi..... 170

Şekil 3.41. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM tekniklerinin 64 ve 128 alt taşıyıcı sayıları için $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri 171

Şekil 3.42. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM tekniklerinin değişen IBO değerleri için PSD performansları ($p = 3$) 172

Şekil 3.43. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM tekniklerinin çeşitli IBO değerleri için BER performansları ($p = 1$) 173

Şekil 3.44. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DCS-SLM tekniklerinin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri üzerinden PAPR düşürme performanslarının karşılaştırılması 174

Şekil 3.45. Alt taşıyıcı sayısındaki değişimin SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DCS-SLM teknikleri ile PAPR düşürme işlemine tabi tutulan UFMC sinyalinin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri üzerindeki etkisi 175

Şekil 3.46. DCS algoritmasına ait p_a parametresinin DCS-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansı üzerindeki etkisi 176

Şekil 3.47. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DCS-SLM tekniklerinin üç farklı IBO değeri için PSD performanslarının karşılaştırılması ($p = 3$) 177

Şekil 3.48. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DCS-SLM tekniklerinin BER başarımları bakımından farklı IBO değerleri için karşılaştırılması ($p = 1$) 178

Şekil 3.49. DFOA-SLM tekniğinin SLM, GA-SLM ve BBA-SLM yöntemleriyle PAPR düşürme performansı bakımından karşılaştırılması 179

Şekil 3.50. Alt taşıyıcı sayısının SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DFOA-SLM tekniklerinin PAPR başarımları üzerindeki etkisi 179

Şekil 3.51. Çeşitli *alan limiti* değerleri için DFOA-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansı 180

Şekil 3.52. *hayat süresi* parametresinin farklı değerleri için DFOA-SLM tekniği tarafından elde edilen $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri 181

Şekil 3.53. *transfer oranı* değerinin DFOA-SLM performansı üzerindeki etkisi 182

Şekil 3.54. DFOA-SLM tekniğinin farklı *LSC* değerleri için performans analizi 183

Şekil 3.55. Farklı *GSC* değerlerinin DFOA-SLM stratejisinin PAPR düşürme performansı üzerindeki etkisi 184

Şekil 3.56. Farklı IBO değerleri için SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DFOA-SLM tekniklerinin PSD analizi ($p = 3$) 185

Şekil 3.57. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DFOA-SLM tekniklerinin çeşitli IBO değerlerindeki BER performanslarının incelenmesi ($p = 1$) 186

Şekil 3.58. Zeki optimizasyon tabanlı SLM tekniklerinin PAPR düşürme performansı bakımından karşılaştırılması 187

Şekil 3.59. Zeki optimizasyon tabanlı SLM tekniklerinin PSD performansı bakımından karşılaştırılması ($p = 3$) 188

Şekil 3.60. Zeki optimizasyon tabanlı SLM tekniklerinin BER performansı bakımından karşılaştırılması ($p = 1$) 189

GİRİŞ

Tezin Konusu, Amacı ve Önemi

Gezgin veri trafiğinde, özellikle son yıllarda çok ciddi bir artış yaşanmıştır. Yakın gelecekte, sayıları her geçen gün artan akıllı telefon ve benzeri insan odaklı cihazların yanı sıra, nesneler arası haberleşmeye dayanan nesnelerin interneti (IoT) teknolojisinin de yaygınlaşması ile birlikte özellikle gezgin internetin daha önce hiç olmadığı kadar hayatımızın bir parçası haline geleceği öngörülmektedir. Bu durum, beşinci nesil (5G) ve ötesi haberleşme teknolojilerinden yeni beklentilerin oluşmasına sebep olmaktadır. Günden güne artan mobil kullanıcı ihtiyaçlarının karşılanmasının yanı sıra, IoT teknolojisi ile birlikte hayatımıza girmesi beklenen nesneler arası haberleşmenin de sorunsuz bir şekilde gerçekleştirilebilmesi, çok daha yüksek veri oranlarında ve spektral etkinlikte iletişim hizmeti sunan yeni nesil haberleşme sistemlerinin geliştirilmesine bağlıdır [1-7].

Çok taşıyıcılı dalga formları, çok yollu kanalların sebep olduğu frekans seçici sönümleme etkisine karşı dirençli yapıları sebebiyle kablosuz haberleşmede çoğunlukla tercih edilmektedir. Dördüncü nesil (4G) teknolojisinde halen, dikgen frekans bölmeli çoğullama (OFDM) [8-10] olarak adlandırılan dalga formu etkin bir şekilde kullanılmaktadır. Ancak bu dalga formu, çok taşıyıcılı olmasının getirisi olan birçok avantaja sahip olmasına karşın, yeni nesil haberleşme teknolojisinde büyük ölçüde giderilmesi beklenen çeşitli zayıflıklara da sahiptir [11, 12]:

- OFDM'de çok yollu sönümleme etkisiyle mücadele etmek için döngüsel önek ilavesine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu da, daha fazla spektrum kullanımına sebebiyet verdiği için iletim bandının verimli kullanılmasına engel teşkil etmektedir.

- Zaman ve frekans kaymalarına karşı hassasiyeti oldukça fazladır.

- OFDM'de bütün alt taşıyıcıların birbirine dik ve senkronize olması gerekmekle birlikte, sahip oldukları bant genişliklerinin de birbirine eşit olması şartı vardır. Bu durum, spektrum kaynaklarının çok daha esnek bir şekilde kullanılmasının önüne geçmektedir.

- OFDM teknolojisinde temel bant dalga formu olarak kare dalga kullanılması, daha geniş yan lobların oluşmasına sebebiyet vermektedir. Oluşan yan loblar ve alt taşıyıcı senkronizasyonunun tam olarak gerçekleştirilememesi sonucunda da komşu taşıyıcılar arasında ciddi girişimler meydana gelmektedir.

OFDM dalga formuna ait söz konusu dezavantajları ortadan kaldırmak için, 5G ve ötesi haberleşme teknolojilerinde kullanılmak üzere filtre bankası çoklu taşıyıcı (FBMC), evrensel filtreli çoklu taşıyıcı (UFMC), ağırlıklı örtüştürme ve ekleme – OFDM (WOLA-OFDM), genelleştirilmiş frekans bölmeli çoğullama (GFDM) ve filtrelenmiş – OFDM (f-OFDM) gibi alternatif yeni dalga formları önerilmiştir.

FBMC sisteminde, her bir alt taşıyıcıya filtreleme işlemi uygulamak kaydıyla çok taşıyıcılı iletim gerçekleştirilmektedir. FBMC'de, OFDM'ye oranla daha zayıf kenar lobları oluştuğu için, kenar lobların sebep olduğu taşıyıcılar arası girişim sorunu büyük ölçüde ortadan kaldırılmaktadır. Bunun yanında, döngüsel önek veya koruma aralığı ekleme işlemine ihtiyaç olmaması sebebiyle spektral verimlilikte artış sağlanmaktadır [13-16].

UFMC sisteminde, bütün frekans bandının filtrelendiği OFDM sisteminden ya da her bir alt taşıyıcının filtrelendiği FBMC sisteminden farklı olarak; öncelikle mevcut frekans bandı çok sayıda alt banda bölünmekte, ardından çoklu alt taşıyıcıları ihtiva eden her bir alt bant üzerinde filtreleme işlemi gerçekleştirilmektedir. Bütün frekans bandı yerine bölünmüş alt bantlar üzerinde gerçekleştirilen bu tür filtreleme işlemi, daha düşük uzunlukta filtre kullanımını mümkün kılıp, UFMC dalga formunu çoğuşmalı iletişim (burst communication) için uygun hale getirmektedir. Bunun dışında, herhangi bir dalga formunu taşıyıcılar arası girişim (ICI) problemine karşı savunmasız hale getiren bant dışı radyasyon miktarı, UFMC ile önemli oranda bastırılabilmektedir. Bahsedilen bu üstün özelliklerinin yanı sıra, temel OFDM özelliklerini de bünyesinde barındırması, UFMC'yi çeşitli hizmetlerde kullanılmaya uygun oldukça esnek bir dalga formu haline getirmektedir [17-21].

WOLA-OFDM sisteminde, döngüsel önek ekleme işleminin hemen sonrasında elde edilen sinyal zaman domeninde genişletilir. Ardından genişletilmiş sinyale pencereleme işlemi uygulanıp sinyal iletimi gerçekleştirilir. WOLA-OFDM'de, oldukça sade ama bir o kadar da etkili olan zaman domeni pencereleme işlemi sayesinde bant dışı radyasyon miktarı güçlü bir şekilde bastırılabilmektedir. Bunun dışında, kullanıcılardaki senkron uyumsuzluğuna karşı dirençli olması ve çok-girişli çok-çıkışlı (MIMO) uygulamalar ile uyumlu yapısı, WOLA-OFDM'nin yeni nesil dalga formları arasındaki yerini sağlamlaştırmaktadır [22-27].

GFDM sisteminde, her bir alt taşıyıcı, zaman ve frekans domeninde dairesel olarak kaydırılan prototip bir filtre yardımıyla filtrelenmektedir. Bu işlem, bant dışı emisyonun azalmasına sebep olarak kullanıcılar arasında ciddi bir girişime mahal vermeden parçalı ve dinamik bir spektrum tahsisi gerçekleştirilmesine olanak sağlamaktadır. Bunun haricinde, verici kısmındaki ayarlanabilir filtreler sayesinde, yüksek frekans lokalizasyon özelliklerine sahip iletim sinyalleri elde edilebilmektedir. Ayrıca GFDM sisteminde, hem zaman hem de frekans domeni için çok kullanıcılı bir planlama gerçekleştirmek mümkündür [28-32].

f-OFDM sisteminde, tahsis edilen bant genişliği, farklı servis türlerinin ihtiyaçlarına göre alt bantlara bölünebilmekte ve bu esneklik sayesinde de etkin spektrum kullanımı sağlanabilmektedir. Bunun yanında, diğer yeni nesil dalga formlarında olduğu gibi, uygun şekilde tasarlanmış filtreler sayesinde bant dışı emisyon bastırılabilmektedir [33-37].

Bu tez çalışmasında yukarıda bahsedilen dalga formu adaylarından UFMC ve WOLA-OFDM'nin yanı sıra, GFDM'nin düşük karmaşıklığa sahip bir versiyonu olan düşük karmaşıklı – GFDM (LC-GFDM) [38] dalga formundaki yüksek tepe gücü/ortalama güç oranı (PAPR) sorunu ele alınmıştır.

Kablosuz haberleşmede, özellikle çok taşıyıcılı sistemlerde karşılaşılan en önemli problemlerden biri, iletilen sinyallerin yüksek PAPR değerine sahip olmasıdır [39-43]. Önerilen yeni nesil dalga formu adaylarının tamamının çok taşıyıcılı olması sebebiyle, bu dalga formlarının 5G haberleşme teknolojisinde etkin bir şekilde kullanılabilmesi için öncelikle PAPR probleminin çözüme kavuşturulması gerekmektedir. Çok taşıyıcılı dalga formlarında, taşıyıcıların üst üste binmesinden kaynaklanan anlık güç yükselmeleri PAPR

değerinin artmasına sebep olmaktadır. Yüksek PAPR değerine sahip bu sinyallerin iletilebilmesi için çok yüksek güç kapsamına sahip kuvvetlendiricilere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu tür kuvvetlendiriciler yüksek maliyetleri sebebiyle tercih edilmemekte ve genellikle belirli bir güç değerinin üzerindeki işaretleri doğrusal bir şekilde kuvvetlendiremeyen sınırlı çalışma aralığına sahip yüksek güç kuvvetlendiricileri (HPA) [44, 45] kullanılmaktadır. Dolayısıyla, yüksek PAPR'lı işaretler, kuvvetlendiricileri doğrusal çalışma aralığı dışına çıkmaya zorlamakta ve bunun sonucunda da sinyallerde bozulma meydana gelerek sistem performansı düşmektedir. Bu durum daha ayrıntılı bir şekilde ele alınacak olursa, işaretlerin yüksek PAPR değerine sahip olmasının bilgi kaybına etkisi iki şekilde gerçekleşmektedir [46, 47]:

1. Lineer bölgenin dışında çalışan HPA'lar, satürasyona uğrayarak girişine uygulanan yüksek güçlü işaretleri doğrusal olarak kuvvetlendiremezler. Bu durumda, iletilen bilgi sinyalinin belirli bir güç seviyesinin altındaki bileşenleri doğrusal bir şekilde kuvvetlendirilebilirken, HPA'ları lineer çalışma bölgesi dışına iten yüksek güçlü bileşenlerinde sağlıklı bir kuvvetlendirme gerçekleştirilemez. Bu durum, iletilen sinyalde bozulmaya sebebiyet vererek iletişim kalitesinin düşmesine neden olur. Bu olay bant içi bozulma olarak adlandırılır.

2. HPA'nın satürasyon bölgesinde çalışmasına neden olan yüksek güçlü bir sinyal, girişe belirli bir süre boyunca uygulanıp sonrasında çekilse dahi, HPA bir süre daha satürasyonda kalmaya devam eder. Bu süre içerisinde HPA girişine düşük güçlü bir sinyal uygulansa bile, sağlıklı bir kuvvetlendirme işlemi gerçekleştirilemez. Bu da, yüksek PAPR değerine sahip bir sinyalin hemen ardından HPA girişine uygulanan düşük güçlü sinyallerde bilgi kaybına neden olacaktır. Bant dışı ışıma olarak adlandırılan bu olay, bant dışı bozulmaya sebebiyet vermektedir.

Diğer yandan, yüksek PAPR değerine sahip sinyaller, kablosuz haberleşme sistemlerinde yaygın olarak kullanılan analog-sayısal çevirici (ADC) ve sayısal-analog çevirici (DAC) elemanlarının da sağlıklı bir şekilde çalışmasına engel teşkil etmektedir. İletilen sinyalin hem yan lob seviyesinde yükselmeye hem de bit hata oranı (BER) değerinde artışa sebep olan bu gibi sinyal bozulmalarını önlemek, uygun sinyal işleme teknikleriyle yüksek PAPR değerinin düşürülmesine bağlıdır. PAPR problemiyle başa çıkmak için literatürde çok taşıyıcılı sistemler için önerilen klasik yöntemlerden öne çıkanlar şunlardır: Kırpma

[48-52], kırpma ve filtreleme [53-57], kodlama [58-62], ton ayırma (TR) [63-66], ton ekleme (TI) [67-70], aktif yıldız kümesi uzantısı (ACE) [71-74], kısmi iletim dizisi (PTS) [75-79], seçici eşleme (SLM) [80-84] ve serpiştirme [85-88].

Yukarıda verilen PAPR düşürme yöntemlerinden her birinin kendine özgü avantajları vardır. Ancak bazı ayırt edici özellikler, kimi yöntemlerin diğerlerine oranla daha sık tercih edilmesine neden olmaktadır. PTS ve SLM, sahip oldukları üstün özelliklerden ötürü en sık tercih edilen PAPR düşürme yöntemleri arasında yer almaktadır. PTS ve SLM tekniklerine ait en önemli üstünlüklerden biri, PAPR düşürme işlemini iletim sinyallerinde herhangi bir bilgi kaybına sebebiyet vermeden gerçekleştirebilme kapasitesine sahip olmalarıdır. Kullanmış oldukları faz rotasyon prosedürü sayesinde, alıcı kısma teslim edilecek bilgide herhangi bir hasara neden olmaksızın, bozunumsuz bir PAPR düşürme işlemi gerçekleştirmek mümkün hale gelmektedir. Hem PTS hem de SLM'yi çoğunlukla daha çok tercih edilen PAPR düşürme yöntemi yapan bir diğer özellik ise, performans iyileştirmesi amacıyla gerçekleştirilen çeşitli modifikasyon ve melezleme çalışmalarına uygun bir yapıya sahip olmalarıdır.

Diğer taraftan, esasen OFDM sistemi için geliştirilmiş olan PTS ve SLM yöntemlerinin direk olarak WOLA-OFDM sistemine uygulanması durumunda etkili bir PAPR düşürme performansı elde edilememektedir. Çünkü WOLA-OFDM sisteminde, OFDM sisteminden farklı olarak, iletim işleminden önce semboller ön ve arka kısımlarından uzatıldıktan sonra, ilk sembol hariç her bir sembolün ön uzantısı, bir önceki sembolün arka uzantısı ile örtüştürülmektedir. Dolayısıyla, ilgili sembollerin PTS ya da SLM yöntemi ile bireysel olarak PAPR değerleri düşürülse bile, örtüştürme işleminin ardından elde edilen iletim sinyalinde yeniden PAPR büyümesi meydana gelmektedir. Bu tez çalışmasında, sembol örtüşmesinden kaynaklanan PAPR büyümesini ortadan kaldırmak amacıyla, PTS ve SLM yöntemleri modifiye edilerek, çift sembol optimizasyon (DSO) tabanlı PTS (DSO-PTS) [89] ve DSO-SLM teknikleri, WOLA-OFDM dalga formu için geliştirilmiştir. Önerilen yöntemlerde, her bir sembolün bireysel olarak optimize edildiği klasik PTS ya da SLM yöntemlerinden farklı olarak her bir sembol, ön uzantısıyla çakışan bir önceki komşu sembol ile birlikte değerlendirilerek PAPR düşürme işlemi gerçekleştirilmektedir. Geliştirilen çift sembol optimizasyon prosedürü sayesinde, sembol örtüşmesinin negatif etkisi ortadan kaldırılarak klasik PTS ve SLM yöntemlerinin PAPR düşürme performansları artırılmıştır.

LC-GFDM dalga formunda da benzer bir durum söz konusudur. PTS ve SLM teknikleri doğrudan LC-GFDM'e uygulandığı takdirde, ilgili dalga formunda kullanılan sinyal üretim prosedürü nedeniyle, her iki teknik de büyük bir performans kaybına uğramaktadır. LC-GFDM sisteminde iletim sinyali, dairesel olarak kaydırılmış prototip filtrenin dürtü cevabı ile zaman domeni GFDM veri dizilerinin çarpılması sonucu üretilen GFDM sembolleri toplanarak elde edilmektedir. Bu nedenle, her bir sembolün bireysel olarak optimize edildiği geleneksel PTS ve SLM tekniklerinin doğrudan LC-GFDM sistemine uygulanması durumunda, her bir sembolün ayrı ayrı PAPR değeri düşürülse bile, ilgili sembollerin toplanması sonucu elde edilen nihai LC-GFDM iletim sinyalinin PAPR değeri etkin bir şekilde düşürülemeyecektir. Çünkü söz konusu sembol toplama işlemi, iletim sinyalinde yeniden PAPR büyümesine yol açacaktır. Bu durum göz önünde bulundurularak, LC-GFDM dalga formu için birikimli sembol optimizasyon (CSO) tabanlı PTS (CSO-PTS) [90] ve CSO-SLM olarak adlandırılan iki yeni PAPR düşürme stratejisi geliştirilmiştir. Söz konusu tekniklerde GFDM sembolleri tek tek optimize edilmektedir. Ancak, ilgili sembollerden herhangi biri optimize edilirken, güncel sembolden önce optimize edilmiş olan daha önceki sembollerin toplamı da hesaba katılır. GFDM sembollerinin optimizasyon işlemi ilerledikçe, hesaba katılan sembol sayısı kümülatif bir şekilde artar. Böylelikle, sembollerin toplanması işleminin iletim sinyalinin PAPR değeri üzerindeki negatif etkisi ortadan kaldırılmış olur.

UFMC sisteminde kullanılan sinyal üretim prosedüründe, PTS ve SLM tekniklerinin performanslarında kötüleşmeye yol açacak herhangi bir işlem bulunmadığından dolayı, ilgili teknikler, herhangi bir modifikasyona ihtiyaç duymaksızın UFMC vericisine entegre edilerek PAPR düşürme işlemi gerçekleştirilebilmektedir. Ancak hem PTS hem de SLM yöntemi, artık ilkel sayılabilecek rastgele araştırma prosedürü kullanmaktadır ve bu durum çeşitli dezavantajlara yol açmaktadır. Söz konusu araştırma prosedürünün PTS ve SLM yöntemlerinde yol açtığı handikapların daha iyi anlaşılabilmesi için her iki yöntemin de çalışma prosedürü kısaca özetlenmiş olup ardından bu duruma karşı ne gibi çözümler geliştirildiği açıklanmıştır:

PTS yönteminde, öncelikle sıfır ve birlerden oluşan veri dizisi, dördün genlik modülasyonu (QAM) sembollerine dönüştürülür. Ardından, elde edilen QAM sembol dizisi, önceden belirlenmiş sayıdaki PTS alt bloklarına tahsis edilir. Daha sonra, her bir alt blok vektörü ters hızlı Fourier dönüşümü (IFFT) işlemine tabi tutularak faz rotasyon

işlemi öncesindeki son uygulama yerine getirilir. Bu andan itibaren, çıkış sinyalinin PAPR değerini minimum yapan optimum faz dizisini araştırma işlemi başlar. Bu hedefe ulaşmak için, bir dizi rastgele araştırma işlemi gerçekleştirilir: İlk araştırmada, alt blok sayısı uzunluğunda rastgele bir faz dizisi vektörü üretilir. Daha sonra, üretilen faz dizisi vektörü ile alt bloklar çarpılarak faz rotasyon işlemi yerine getirilir. Faz döndürülmüş alt blok vektörlerinin toplanmasının ardından elde edilen çıkış sinyalinin PAPR değeri hesaplanarak ilk araştırma işlemi tamamlanır. İkinci araştırma işleminde ise, bu kez başka bir rastgele faz dizisi üretilir. Sonrasında, ikinci çıkış sinyalini elde etmek ve PAPR değerini hesaplamak amacıyla, ilk faz dizisi için gerçekleştirilen işlemler, rastgele üretilen ikinci faz dizisi için de tekrarlanır. Her biri farklı bir rastgele faz dizisi için gerçekleştirilen önceden belirlenmiş sayıdaki araştırma işlemleri tamamlandıktan sonra, çıkış sinyalinin PAPR değerini minimum yapan faz dizisi, optimum faz vektörü olarak seçilir [75-79]. Diğer taraftan, PTS yönteminde kullanılmakta olan mevcut rastgele araştırma stratejisinin oldukça ilkel ve yetersiz olması sebebiyle, kabul edilebilir bir çözüme ulaşabilmek için çok fazla sayıda rastgele araştırma işlemine ihtiyaç duyulmaktadır. Bir başka deyişle, çıkış sinyalinin PAPR değerinde etkisiz rastgele denemelerle iyileşme sağlanmaya çalışıldığı için, makul bir PAPR sonucuna ulaşmak bile ciddi sayıda araştırma işlemi gerçekleştirmeden mümkün olmamaktadır. Bu da, geleneksel PTS'yi çok fazla işlem yüküne gereksinim duyan oldukça karmaşık bir yöntem haline getirmektedir. Öte yandan, daha düşük araştırma sayıları ile daha iyi faz kombinasyonlarına ve buna bağlı olarak da daha düşük PAPR değerlerine ulaşmak, PTS yönteminin araştırma kapasitesini artırmakla mümkün hale gelebilmektedir. Bu amacı gerçekleştirebilmek için yapılması gereken tek şey, herhangi bir optimizasyon stratejisini faz optimizatörü olarak PTS yöntemine entegre etmektir. Rastgele araştırma mekanizması kullanmak yerine faz dizilerini belirli bir algoritma yardımıyla optimize etmek, geleneksel PTS yönteminin en önemli eksikliği olan aşırı sayıdaki araştırma işlemi ihtiyacını ortadan kaldıracaktır. PTS yönteminde söz konusu optimizasyon işlemini yerine getirmek için, sırasıyla fil sürüsü optimizasyonu (EHO) [91-93], karga arama algoritması (CSA) [94-96] ve istilacı ot optimizasyonu (IWO) [97-100] isimli üç farklı zeki optimizasyon algoritması tercih edilmiştir. Üç algoritma da güçlü optimizasyon kapasitesine sahip olmasına karşın, her biri sürekli optimizasyon problemlerinin çözümü için geliştirilmiştir ve bu nedenle +1 ve −1 gibi ayrık sayıların çeşitli kombinasyonlarla bir araya gelerek oluşturduğu faz dizilerini optimize etmeye uygun değildir. Bu durum

göz önünde bulundurularak, öncelikle söz konusu zeki optimizasyon algoritmalarının sırasıyla DEHO, DCSA ve DIWO olarak adlandırılan yeni birer ayrık versiyonu geliştirilmiştir. Ardından her biri, faz faktörü optimizasyonu için PTS yöntemine entegre edilmiş olup, sırasıyla DEHO-PTS [101], DCSA-PTS ve DIWO-PTS olarak isimlendirilen üç farklı PAPR düşürme stratejisi elde edilmiştir. Rastgele kör denemeler yerine DEHO, DCSA ve DIWO tabanlı faz optimizasyonu ile optimum faz dizisine ulaşmaya çalışmak, DEHO-PTS, DCSA-PTS ve DIWO-PTS stratejilerinin, geleneksel PTS'ye oranla çok daha yüksek PAPR düşürme performansına sahip olmalarını sağlamaktadır.

SLM yönteminde, ilk olarak ikili sayılardan oluşan bilgi verisi, modülasyon işlemi vasıtasıyla QAM sembollerinden oluşan bir vektör haline getirilir. Ardından ilgili vektör, önceden belirlenmiş sayıda rastgele üretilmiş olan faz dizileri ile çarpılır. Sonrasında, çarpım sonucu elde edilen faz döndürülmüş veri dizileri IFFT işlemine tabi tutularak iletim sinyali adayları elde edilir. Son olarak elde edilen aday sinyallerden en düşük PAPR değerine sahip olanı, iletilmek üzere seçilir [80-84]. SLM yönteminin amacı, iletim sinyalinin PAPR değerini minimum yapan optimum faz çarpanı dizisini, belirli sayıda rastgele denemeler yaparak bulmaktır. Ancak geleneksel SLM yönteminde tatmin edici bir sonuca ulaşabilmek için, PTS yönteminde olduğu gibi çok fazla sayıda rastgele denemelere ihtiyaç duyulmaktadır. SLM yöntemindeki her bir denemenin bir IFFT işlemine neden olduğu düşünülecek olursa, optimum faz dizisine ulaşmak için gerçekleştirilen rastgele denemelerin sayısındaki artış, SLM karmaşıklığını istenmeyen seviyelere yükseltecektir. Bu arada, araştırma sayısı olarak da ifade edilen deneme sayısının, rastgele üretilen faz dizisi sayısına eşit olduğu unutulmamalıdır. Diğer taraftan, PTS yönteminde olduğu gibi, çeşitli zeki optimizasyon tekniklerinden faydalanarak çok daha az sayıda araştırmayla daha iyi sonuçlara ulaşmak SLM yönteminde de mümkün olabilmektedir. Bu tez çalışmasında, SLM yöntemindeki söz konusu amacı gerçekleştirebilmek için, sırasıyla göçmen kuş optimizasyonu (MBO) [102-104], guguk kuşu arama (CS) [105-107] ve orman optimizasyon algoritması (FOA) [108] isimli üç farklı zeki optimizasyon tekniği tercih edilmiştir. Bu üç optimizasyon tekniğinden MBO algoritması ile ayrık uzayda etkili bir faz optimizasyonu gerçekleştirebilmek için, komşu çözüm üretme işlevini yerine getirmesi amacıyla, ilgili algoritmaya döngüsel bit çevirme mekanizması [109] entegre edilmiştir. Öte yandan, başlangıçta sürekli optimizasyon

problemleri için geliştirilmiş olan CS ve FOA algoritmalarının ayrık bir optimizasyon problemi olan faz faktörlerinin optimizasyonu işleminde direk olarak kullanılması mümkün değildir. Bu nedenle, söz konusu algoritmalardan CS algoritmasının, DCS olarak adlandırılan yeni bir ayrık versiyonu geliştirilmiştir. FOA algoritmasının ise literatürde zaten mevcut olan DFOA [110] isimli ayrık bir versiyonu kullanılmıştır. MBO, DCS ve DFOA algoritmalarının SLM tekniğine uygulanması sonucunda MBO-SLM [111], DCS-SLM [112] ve DFOA-SLM [113] olarak adlandırılan üç farklı zeki optimizasyon tabanlı SLM tekniği geliştirilmiştir. Bu sayede geleneksel SLM tekniğinin PAPR düşürme performansında önemli iyileşmeler elde edilmiştir.

Özetle, bu tez çalışmasında, WOLA-OFDM için DSO-PTS ve DSO-SLM, LC-GFDM için CSO-PTS ve CSO-SLM, UFMC için ise DEHO-PTS, DCSA-PTS, DIWO-PTS, MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM olmak üzere, 4'ü klasik 6'sı zeki optimizasyon tabanlı toplam 10 yeni PAPR düşürme yöntemi geliştirilmiştir. Geliştirilmiş olan söz konusu yöntemler, ilgili dalga formlarına uygulanmış olup, PAPR düşürme, güç spektral yoğunluğu (PSD) ve bit hata oranı (BER) performanslarının yanı sıra hesaplama karmaşıklıkları bakımından analiz edilmiştir.

Tezin Literatürdeki Yeri

5G dalga formu adaylarından her birinin OFDM'ye oranla çok daha yeni olması sebebiyle, söz konusu dalga formlarındaki PAPR sorununu çözmeye ilişkin literatürdeki mevcut çalışma sayısı oldukça azdır. Yeni nesil dalga formu adayları için yapılmış olan PAPR düşürme çalışmalarının toplam sayısı bile, sadece OFDM dalga formu için yapılan çalışma sayısının oldukça gerisinde kalmıştır. Diğer taraftan son beş yıl içerisinde yeni nesil dalga formlarında gerçekleştirilen PAPR düşürme çalışmalarında belirgin bir artış gözlemlenmektedir. Bu durum, araştırmacıların son zamanlarda bu konuya daha çok eğilmeye başladığının göstergesi olarak değerlendirilebilir.

Literatür dikkatle incelendiğinde, WOLA-OFDM dalga formu için gerçekleştirilmiş olan sadece iki farklı PAPR düşürme çalışması olduğu görülmektedir. Bu oldukça düşük bir rakamdır ve bu alanda daha fazla çalışmaya ihtiyaç duyulmaktadır. Bu tez çalışmasında WOLA-OFDM için geliştirilen DSO-PTS ve DSO-SLM stratejileri ile birlikte bu alandaki eksiklik bir nebze de olsa giderilmiştir. Literatürde WOLA-OFDM için yapılmış

olan söz konusu iki PAPR düşürme çalışması ise şunlardır: [114]'te, SLM ve TR isimli tekniklerin, WOLA-OFDM'nin yanı sıra diğer 5G dalga formu adaylarından UFMC ve f-OFDM'deki PAPR düşürme performansları incelenmiştir. Aynı zamanda, söz konusu PAPR düşürme algoritmalarının, yeni nesil dalga formu adaylarında neden oldukları karmaşıklık artışları ayrıntılı bir şekilde analiz edilmiştir. [115]'te ise, [114] numaralı çalışmada olduğu gibi yine SLM ve TR tabanlı PAPR düşürme işlemleri gerçekleştirilmiştir. Ancak bu kez WOLA-OFDM dalga formu ile birlikte blok filtreli – OFDM (BF-OFDM) isimli özel bir dalga formu ele alınmış olup, söz konusu PAPR düşürme teknikleri ve ilgili tekniklerin BF-OFDM dalga formu için modifiye edilmiş versiyonları, enerji verimliliğini artırmak ve yüksek güç kuvvetlendiricisinin neden olduğu doğrusal olmayan bozulmaları önlemek için sayısal ön distorsiyon (DPD) işlemi ile birlikte uygulanmıştır.

LC-GFDM dalga formunda ise, GFDM dalga formunun özel bir varyantı olması sebebiyle henüz hiçbir PAPR düşürme çalışması gerçekleştirilmemiştir. Söz konusu dalga formu için bu tez çalışmasında geliştirilmiş olan CSO-PTS ve CSO-SLM tabanlı PAPR düşürme çalışmaları, bu bakımdan literatürde bir ilktir. Öte yandan GFDM dalga formu ile ilgili çok fazla sayıda olmasa da literatürde çeşitli PAPR düşürme çalışmalarına rastlamak mümkündür: [116] 'da, kırpma yöntemi ile PAPR değeri düşürülmüş GFDM iletim sinyallerinde, kırpma işleminden kaynaklanan doğrusal olmayan bozulmaları önlemek için iteratif bir alıcı önerilmiştir. [117]'de, GFDM sinyallerinin PAPR değerini düşürmek amacıyla, parçalı doğrusal olmayan sıkıştırma-genleştirme (PNC) olarak adlandırılan yeni bir doğrusal olmayan sıkıştırma-genleştirme dönüşümü (NCT) geliştirilmiştir. Aynı çalışma içerisinde, GFDM dalga formunun BER performansını iyileştirmek için, yeni bir iteratif sinyal alma prosedürü önerilmiştir. [118]'de, ilk olarak OFDM sistemi için önerilmiş olan çok terimli sıkıştırma-genleştirme tekniği (PCT), herhangi bir çok taşıyıcılı iletişim tekniğine uygulanabilir hale getirildikten sonra, PAPR düşürme işlemi amacıyla GFDM sistemine uygulanmıştır. [119]'da, GFDM sinyalinin fiber üzerinden radyo (RoF) sistemindeki iletim performansını iyileştirmek amacıyla, rastgele filtreleme eşlemesi (RFM) olarak adlandırılan yeni bir metot kullanılarak ilgili sinyalin PAPR değeri düşürülmüştür. [120]'de, doğrusal olmayan sıkıştırma-genleştirme yöntemi, kırpma yöntemi ile birlikte kullanılarak GFDM dalga formunda PAPR düşürme işlemi gerçekleştirilmiştir. [121]'de, hem SLM hem de PTS yöntemi GFDM dalga

formuna uygulanmış olup, söz konusu yöntemlerin PAPR düşürme performansları karşılaştırılmıştır. [122]'de GFDM sinyalinin PAPR değerini düşürmek için, etkili bir optimizasyon yöntemi kullanılarak dizayn edilmiş bir darbe biçimlendirme filtresi önerilmiştir. Dizayn edilen filtrenin etkinliğini değerlendirmek amacıyla, ilgili filtrenin hem PAPR hem de BER başarımı analiz edilmiştir. [123]'te, GFDM sisteminde sembol hata oranını (SER) artırmadan PAPR düşürme işlemi gerçekleştirebilmek için, örtüşmeli PTS (OPTS) yönteminin, dördüncü dereceden Xia darbesi ile birlikte kullanılması önerilmiştir.

Diğer 5G dalga formu adaylarında olduğu gibi UFMC dalga formunda da oldukça sınırlı sayıda PAPR düşürme çalışması gerçekleştirilmiştir. Bu konudaki çalışmaların neredeyse tamamına yakını son beş yıl içerisinde yapılmış olup, konu ile ilgili yayınlanan makalelerin sayısındaki artış yeni yeni ivme kazanmaya başlamıştır. Ancak, UFMC dalga formundaki PAPR sorununa daha etkin çözümler bulunabilmesi için, çok daha fazla sayıda ve çeşitlilikte PAPR düşürme yönteminin geliştirilerek ilgili dalga formuna uygulanması gerekmektedir. Söz konusu hedefi yerine getirmek ve son yıllarda yakalanan bu ivmenin artarak devam etmesini sağlamak amacıyla bu tez çalışmasında geliştirilen DEHO-PTS, DCSA-PTS, DIWO-PTS, MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM isimli altı farklı zeki optimizasyon tabanlı PAPR düşürme stratejisi sayesinde, UFMC dalga formunda gerçekleştirilen PAPR düşürme çalışmalarına büyük bir çeşitlilik getirilmiş olup, literatüre önemli katkılarda bulunulmuştur. Literatürde UFMC için gerçekleştirilmiş olan PAPR düşürme çalışmalarından öne çıkanlar şunlardır: [124]'te, modifiye edilmiş üstel sıkıştırma-genleştirme olarak adlandırılan yeni bir sıkıştırma-genleştirme yöntemi, UFMC'de PAPR düşürme amaçlı önerilmiştir. Aynı çalışma içerisinde söz konusu yöntem, kırpma stratejisi ile birleştirilerek PAPR düşürme kapasitesi artırılmıştır. [125]'te, belirli sayıda alt taşıyıcı kullanılarak elde edilen UFMC iletim sinyali, bir tür ön kodlama işlemi vasıtasıyla azaltılmış sayıda tek taşıyıcılı sinyallerin toplamı haline dönüştürülmüştür. Alt taşıyıcı sayısının bu şekilde azaltılması ile birlikte BER performansında herhangi bir kötüleşmeye neden olmadan UFMC sinyalinin PAPR değerinde önemli iyileşmeler elde edilmiştir. [126]'da, UFMC sinyallerindeki PAPR yükselmelerinin azaltılması için, faz rotasyon işlemi öncesinde QAM sembollerini reel ve imajiner kısımlarına ayırma stratejisinin izlendiği ayrıştırılmış SLM isimli farklı bir SLM yaklaşımı önerilmiştir. [127]'de, ayrık Hartley dönüşümü

UFMC vericisinde ön kodlayıcı olarak kullanılmış ve bu sayede iletim sinyallerinde PAPR düşürme işlemi gerçekleştirilmiştir. [128]'de, U farklı faz döndürülmüş veri dizisinden $U^2 / 4$ tane alternatif UFMC sinyalinin üretilebildiği farklı bir tür SLM stratejisi, UFMC dalga formu için önerilmiştir. [129]'da, önceden belirlenmiş bir kesme noktasını aşan sinyallerin kırpıldığı, kesme noktası ile bükülme noktası arasında kalan bir genlik değerine sahip olan sinyallerin doğrusal olmayan bir dönüşüme tabi tutulduğu, geriye kalan düşük genlikli sinyallerin ise değişmeden bırakıldığı doğrusal olmayan bir sıkıştırma-genleştirme dönüşümü kullanılarak, UFMC sinyalinin PAPR değeri bastırılmıştır. Söz konusu teknikteki ayarlanabilir dönüşüm parametreleri sayesinde, PAPR ve BER performansları arasındaki dengeyi sağlamak mümkün hale gelmektedir. [130]'da, geleneksel PTS yöntemi ile neredeyse aynı PAPR düşürme performansına sahip olan düşük karmaşıklı bir PTS stratejisi, UFMC dalga formu için önerilmiştir.

Yapılan literatür taramasından da anlaşılacağı üzere, WOLA-OFDM, LC-GFDM ve UFMC dalga formlarında yüksek PAPR problemini gidermeye yönelik çalışmalar bakımından literatürde çok ciddi bir boşluk bulunmaktadır. Bu tez çalışmasıyla birlikte, 2'si WOLA-OFDM, 2'si LC-GFDM ve 6'sı UFMC dalga formu için olmak üzere toplam 10 farklı PAPR düşürme stratejisi geliştirilmiş olup, bu alanda literatürde yer alan derin boşluğun giderilmesi yolunda ciddi bir mesafe kaydedilmiştir. Diğer taraftan, geliştirilen PAPR düşürme stratejileri sayesinde söz konusu dalga formlarında yaşanan yüksek PAPR sorununa etkin çözümler getirilerek literatüre çeşitli katkılarda bulunulmuştur. Bu tez çalışmasıyla birlikte literatüre yapılan katkılar aşağıdaki gibi özetlenebilir:

1. DSO-PTS, DSO-SLM, CSO-PTS, CSO-SLM, DEHO-PTS, DCSA-PTS, DIWO-PTS, MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM olmak üzere toplam 10 yeni PAPR düşürme stratejisi literatüre kazandırılmıştır.

2. Geliştirilen çift sembol optimizasyon (DSO) stratejisi sayesinde hem PTS hem de SLM yöntemlerinin WOLA-OFDM dalga formundaki PAPR düşürme performansı ciddi oranda artırılmıştır.

3. Geliştirilen birikimli sembol optimizasyon (CSO) prosedürü sayesinde, hem PTS hem de SLM yöntemlerinin LC-GFDM dalga formundaki PAPR düşürme performansı önemli ölçüde yükseltilmiştir.

4. EHO, CSA, IWO ve CS algoritmalarının DEHO, DCSA, DIWO ve DCS olarak adlandırılan yeni birer ayrık versiyonu geliştirilmiştir.

5. Döngüsel bit çevirme isimli komşuluk üretme mekanizması, MBO algoritmasına ilk defa entegre edilmiştir.

6. DEHO, DCSA ve DIWO tabanlı faz optimizasyonu işlemi sayesinde PTS yönteminin performansında önemli iyileşmeler elde edilirken, MBO, DCS ve DFOA tabanlı faz optimizasyonu ile de SLM yönteminin performansında ciddi gelişimler sağlanmıştır.

7. Bu tez çalışmasıyla birlikte EHO, CSA, IWO, MBO, CS ve FOA algoritmalarından UFMC dalga formunda PAPR düşürme amaçlı ilk defa faydalanılmıştır.

1. BÖLÜM

ÇOK TAŞIYICILI İLETİŞİM TEKNOLOJİLERİNDE TEPE GÜCÜ/ORTALAMA GÜÇ ORANI (PAPR)

1.1. Giriş

Çok taşıyıcılı iletişim teknolojisi deyince ilk akla gelen sistem olan OFDM'de, IFFT işlemi vasıtasıyla QAM sembollerinin farklı kombinasyonlarla bir araya getirilerek iletim sinyallerinin üretildiği bir sinyal üretme prosedürü izlenmektedir. Bu da iletim sinyallerinde yüksek güç tepelerinin oluşmasına ve bunun sonucunda da yüksek PAPR probleminin ortaya çıkmasına neden olmaktadır. Yeni nesil dalga formu adaylarının her biri, OFDM'de kullanılan çok taşıyıcılı iletişim prosedürü temel alınarak geliştirildiği için, söz konusu dalga formlarına ait iletim sinyalleri de yüksek PAPR probleminden muzdariptir. Yüksek PAPR değerlerine sahip iletim sinyallerinin meydana gelmesi ise istenmeyen bir durumdur. Çünkü, sahip oldukları yüksek güç bileşenleri, söz konusu sinyallerin sağlıklı bir şekilde kuvvetlendirilmesini oldukça zor hale getirmektedir. Bu tür sinyalleri sorunsuz bir şekilde kuvvetlendirmek, ancak çok geniş güç kapsamına sahip yüksek maliyetli doğrusal HPA'lar ile mümkün olabilmektedir. Günümüz haberleşme sistemlerinde ise daha uygun maliyetli olmaları sebebiyle doğrusal olmayan HPA'lar tercih edilmektedir. Ancak bu tür kuvvetlendiriciler, belirli bir güç aralığında (doğrusal bölge) çalıştırılmak zorundadır. Girişine uygulanan sinyalin yüksek güç bileşenlerinden dolayı söz konusu güç aralığının dışına çıkılacak olursa, doğrusal olmayan HPA doyuma ulaşacak olup, girişine uygulanan sinyalde ciddi bozulmalar meydana getirecektir. Daha açık söylemek gerekirse, doğrusal olmayan HPA'lar ile ancak belirli bir güç aralığı içerisinde kalan iletim sinyalleri sağlıklı bir şekilde kuvvetlendirilebilmektedir. Bu aralığın dışında kalan sinyal bileşenleri ise kuvvetlendirme işlemi sırasında ciddi

bozulmalara maruz kalmaktadır. İletim sinyalinde meydana gelen bu gibi bozulmalar hem bant dışı yayılıma hem de BER artışına yol açarak sistem performansını olumsuz olarak etkilemektedir. Yüksek PAPR'lı sinyallerin neden olduğu bir diğer olumsuzluk da, sayısal haberleşme sistemlerinin değişmez elemanlarından olan ADC ve DAC'lerin ani güç değişimlerine ayak uyduramayıp, söz konusu sinyallerde bozulmalar meydana getirmeleridir. Bu gibi istenmeyen durumları, yüksek maliyetli HPA'lara başvurmadan ya da ADC ve DAC'lerin yapısında herhangi bir değişiklik yapmadan, etkili PAPR düşürme stratejileri ile önlemek mümkündür [39-43, 47].

1.2. Çok Taşıyıcılı Sistemlerde PAPR Hesabı

Çok taşıyıcılı bir sinyalde PAPR hesabının nasıl yapıldığını, karmaşık zarfı aşağıdaki gibi ifade edilen OFDM sinyali üzerinden açıklayalım:

$$x(t) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_k e^{j2\pi f_k t}, \quad 0 \le t \le NT \tag{1.1}$$

Burada $X = [X_0, X_1, ..., X_{N-1}]$ giriş data vektörüne karşılık gelirken, N alt taşıyıcı sayısını ifade etmektedir. X vektöründeki her bir sembol $f_k = k\Delta f$, $0 \le k \le N-1$ frekansındaki tek bir alt taşıyıcıya tahsis edilir. Burada $\Delta f = 1/NT$ alt taşıyıcı aralığını ifade ederken, T sembol periyoduna karşılık gelmektedir. Pratik uygulamalarda PAPR düşürme işlemi ayrık zamanlı sinyaller üzerinde gerçekleştirilmektedir. Bu nedenle, sürekli zamanlı sinyallerin örneklenerek gerçeğe en yakın ayrık zamanlı versiyonlarının elde edilmesi son derece önemlidir. OFDM sinyalinin ayrık zamanlı ifadesi aşağıda verilmiştir:

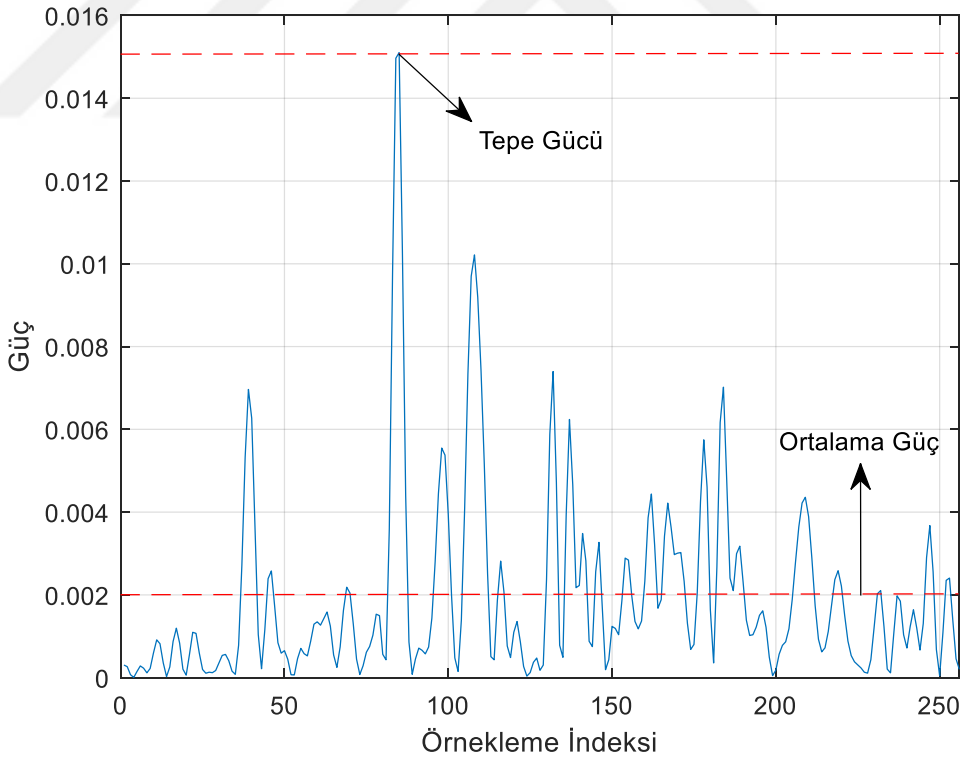
$$x(n) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_k e^{\frac{j2\pi kn}{LN}}, \quad 0 \le n \le LN-1 \tag{1.2}$$

Burada L üst örnekleme faktörünü sembolize etmektedir. Sürekli zamanlı orijinal sinyale yakın bir örnek elde edebilmek ve en doğru PAPR sonuçları almak için söz konusu örnekleme faktörünün değeri yeterince büyük seçilmelidir ($L \ge 4$) [40]. Ayrık zamanlı örneklenmiş OFDM sinyalinin PAPR değeri ise, aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$PAPR\left(x(n)\right)=10\log_{10}\frac{\max\limits_{0\le n\le LN-1}\left[\left|x(n)\right|^2\right]}{E\left[\left|x(n)\right|^2\right]}\left(dB\right) \tag{1.3}$$

Buradaki "max [·]" operatörü $x(n)$ sinyalinin tepe gücünü bulurken, E [·] operatörü aynı sinyalin ortalama güç değerini bulmaktadır. Şekil 1.1'de 256 tane örnekleme noktası bulunan ayrık zamanlı bir $x(n)$ OFDM sinyaline ait güç grafiği gösterilmektedir. Şekilden de görüleceği üzere $x(n)$ sinyali, 85. örnekleme noktasında tepe gücü olarak nitelendirilen maksimum güç değerine ulaşmaktadır. Grafik üzerinde de açıkça belirtilmiş olan tepe gücü ile ortalama güç değerlerini Denklem (1.3)'te yerine koymak kaydıyla, söz konusu sinyalin PAPR değeri aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

$$PAPR\left(x(n)\right)=10\log_{10}\frac{0.0151}{0.0020}=8.7795\ \text{dB} \tag{1.4}$$



Şekil 1.1. Örneklenmiş bir OFDM sinyaline ait güç grafiği.

Herhangi bir PAPR düşürme tekniğinin performansını değerlendirmek için kullanılan en yaygın ve genel kabul görmüş metot, ilgili tekniğin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrisinin elde

edilmesidir. Burada $PAPR_0$ [dB], eşik PAPR seviyesini belirtirken CCDF ise tümleyici birikimli dağılım fonksiyonuna karşılık gelmektedir. Bu fonksiyon, aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$CCDF = \Pr\left\{PAPR\left(x(n)\right) > PAPR_0\right\} \tag{1.5}$$

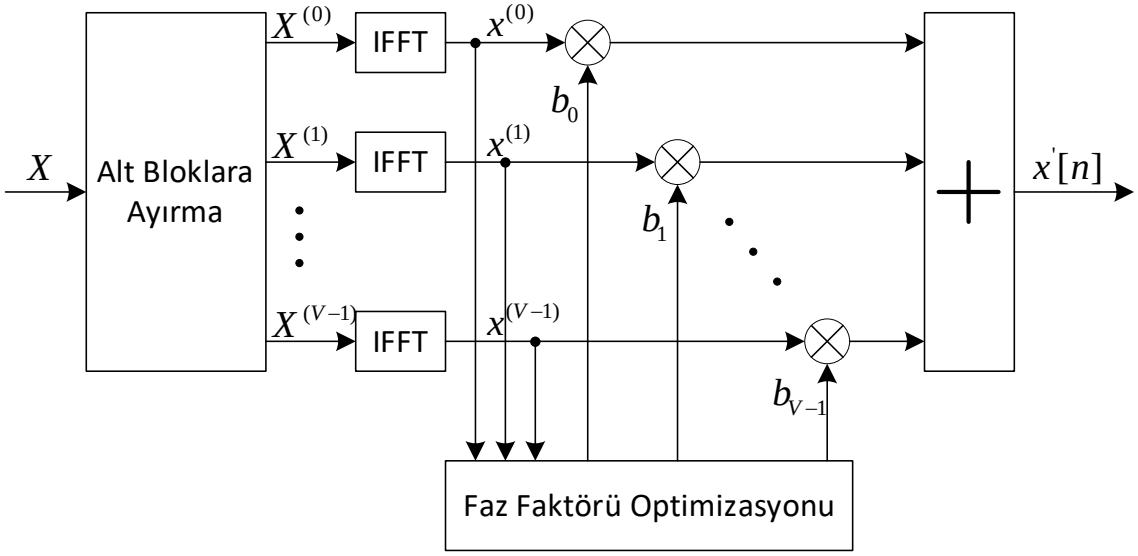
Buradaki "Pr { · }" operatörü, $x(n)$ sinyalinin PAPR değerinin $PAPR_0$ olarak ifade edilen eşik PAPR seviyesinden büyük olma olasılığını hesaplamaktadır.

1.3. Klasik PAPR Düşürme Teknikleri

1.3.1. Kısmi İletim Dizisi (PTS)

Klasik PTS yöntemine ait temel blok diyagram Şekil 1.2'de verilmiştir [75-79]. Şekilden de görüldüğü gibi, QAM sembollerinden oluşan N uzunluklu X data vektörünün V ayrı alt bloğa ayrılmasıyla PTS işlemleri başlar. X vektörü, V ayrı alt blok vektörünün toplamı şeklinde aşağı gibi ifade edilebilir:

$$X = \sum_{v=0}^{V-1} X^{(v)} \tag{1.6}$$



Şekil 1.2. Klasik PTS yönteminin blok diyagramı.

Alt bloklara ayırma işleminin tamamlanmasının ardından, L faktörlü üst örnekleme işlemi gerçekleştirebilmek amacıyla her bir alt blok vektörüne $(L-1)N$ tane sıfır eklenir. Sonrasında, söz konusu sıfır takviyesi ile her biri N uzunluğundan LN uzunluğuna ulaşan alt blok vektörleri, LN boyutlu IFFT işlemine tabi tutularak üst örneklenmiş zaman domeni versiyonları elde edilir:

$$x^{(v)} = \left[x_0^{(v)},\ x_1^{(v)},...,\ x_{LN-1}^{(v)} \right] = IFFT\left[X^{(v)} \right] \quad ,\ 0 \le v \le V-1 \tag{1.7}$$

Daha sonra, IFFT çıkışlarından elde edilen zaman domeni alt blok vektörleri, aşağıdaki gibi tanımlanan faz faktörü dizisi ile çarpılarak faz rotasyon işlemi gerçekleştirilir:

$$b = \left[b_0\ ,\ b_1\ ,...,\ b_{V-1} \right] \tag{1.8}$$

Burada b vektörü içerisinde yer alan faz faktörlerinin her biri $b_v \in \{-1,+1\}$, $v = 0,1,...,V-1$ şeklinde tanımlanmakta olup iki farklı değer alabilmektedir. Klasik PTS yönteminde, b_0 olarak sembolize edilen birinci faz faktörünün 1 değerine sabitlendiği göz önünde bulundurulursa, her biri birbirinden farklı maksimum b kombinasyonu sayısı 2^{V-1} olarak hesaplanır. Bir başka deyişle, birinci faz faktörü hariç geriye kalanların değerlerini değiştirerek 2^{V-1} tane farklı b dizisi üretmek mümkündür. Klasik PTS yönteminin temel görevi, 2^{V-1} tane olası faz kombinasyonu arasında yer alan optimum faz dizisine rastgele denemelerle ulaşmaya çalışmaktır. Faz rotasyon işleminin tamamlanmasının hemen ardından, faz döndürülmüş alt blok vektörleri toplanarak çıkış sinyali aşağıdaki gibi elde edilir:

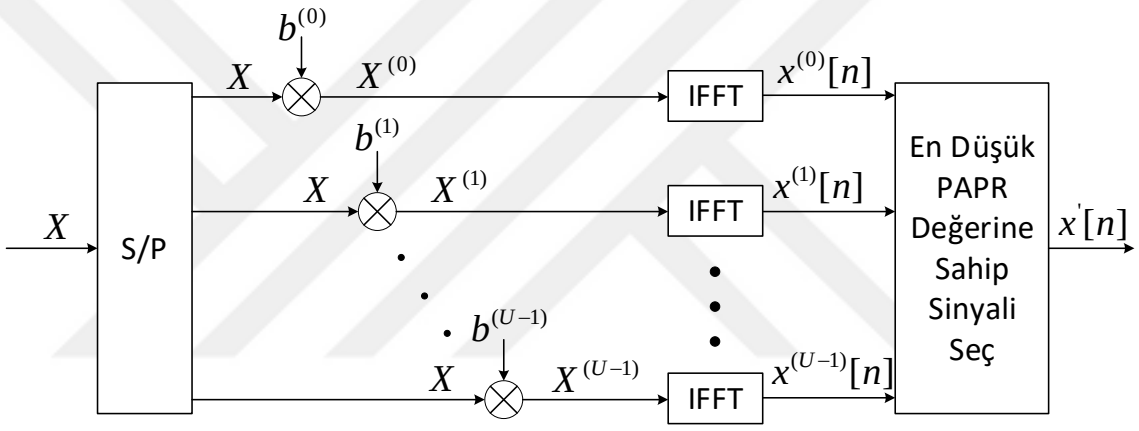
$$x'[n] = \sum_{v=0}^{V-1} b_v x^{(v)} \tag{1.9}$$

Geleneksel PTS yönteminde, rastgele araştırma stratejisi kullanılarak $x'[n]$ sinyalinin PAPR değerini minimum yapan optimum b dizisine ulaşılmaya çalışılır. Bu stratejiye göre ilk olarak, yapılacak olan araştırma sayısı belirlenir. Bu tez çalışmasında araştırma sayısı, SN parametresi ile sembolize edilmektedir. Daha sonra, SN sayıda rastgele b dizisi üretilir. Son olarak, rastgele üretilmiş olan söz konusu b dizileri arasında $x'[n]$ sinyalinin PAPR değerini minimum yapan faz dizisi, optimum faz dizisi olarak seçilir.

1.3.2. Seçici Eşleme (SLM)

SLM tabanlı PAPR düşürme işleminin nasıl gerçekleştirildiğini gösteren blok diyagram Şekil 1.3'te verilmiştir [80-84]. Şekilden de anlaşılacağı üzere, öncelikle $X=[X_0, X_1,..., X_{N-1}]$ şeklinde tanımlanan giriş vektöründe faz rotasyon işlemi gerçekleştirmek üzere *N* uzunluklu *U* farklı rastgele faz dizisi üretilir. Söz konusu faz dizileri, aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$b^{(u)}=\left[b_0^{(u)},\ b_1^{(u)},...,b_{N-1}^{(u)}\right] \quad , \qquad u=0,1,...,U-1 \tag{1.10}$$



Şekil 1.3. Klasik SLM yönteminin blok diyagramı.

Burada $b_k^{(u)} \in \{-1,+1\}$, $k=0,1,...,N-1$ olduğu unutulmamalıdır. Sonrasında, *X* vektörü ile rastgele üretilen faz dizileri aşağıdaki gibi birbirleriyle çarpılarak faz rotasyon işlemi yerine getirilir:

$$\begin{aligned} X^{(u)} &= \left[X_0 \cdot b_0^{(u)},\ X_1 \cdot b_1^{(u)},...,X_{N-1} \cdot b_{N-1}^{(u)}\right] \\ &= \left[X_0^{(u)},\ X_1^{(u)},...,X_{N-1}^{(u)}\right] ,\ u=0,1,...,U-1 \end{aligned} \tag{1.11}$$

Burada $X^{(u)}$ ile sembolize edilen data vektörü, *u*'ncu faz dizisi ile *X* vektörünün çarpılması sonucu elde edilen, faz döndürülmüş *u*'ncu veri dizisini temsil etmektedir. Elde edilen $X^{(u)}$ vektörlerine sırasıyla $(L-1)N$ tane sıfır ekleme ve IFFT işlemleri

uygulamak kaydıyla söz konusu vektörlerin üst örneklenmiş zaman domeni versiyonları aşağıdaki gibi elde edilir:

$$x^{(u)}[n] = IFFT\left(X^{(u)}\right) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_k \cdot b_k^{(u)} \cdot e^{\frac{j2\pi kn}{LN}},\ 0 \le n \le LN-1,\ u = 0,1,...,U-1 \quad (1.12)$$

Son olarak elde edilen aday sinyaller arasında en düşük PAPR değerine sahip olanı iletilmek üzere seçilir. Seçilen aday sinyalin üretilmesinde kullanılan faz rotasyon dizisi ise optimum faz dizisi olarak belirlenir. SLM yönteminde amaç, en düşük PAPR değerine sahip $x'[n]$ sinyalinin elde edilmesini sağlayan optimum faz dizisine, her birinde farklı bir faz dizisinin rastgele üretildiği *U* farklı deneme sonucunda ulaşmaktır.

1.4. Yüksek Güç Kuvvetlendiricisi (HPA)

İletim sinyallerinin kuvvetlendirilmesi gibi kritik bir görevi üstlenen yüksek güç kuvvetlendiricileri, kablosuz haberleşme sistemlerinin olmazsa olmaz elemanlarından bir tanesidir. Doğrusal olmayan kuvvetlendirme karakteristiklerine sahip olan bu tür kuvvetlendiriciler, girişlerine uygulanan sinyallerin yüksek PAPR değerlerine sahip olması durumunda, görevlerini tam olarak yerine getiremezler. Bu gibi durumlarda, kuvvetlendirme işleminin ardından, söz konusu yüksek PAPR'lı giriş sinyallerinde ciddi bozulmalar görülür. İletim sinyallerinin yapısında meydana gelen HPA kaynaklı bu gibi bozulmalar, hem spektral büyümeye hem de BER artışına sebep olmaktadır. Birçok çeşidi bulunan yüksek güç kuvvetlendiricilerinin en bilinenlerinden bir tanesi katı hal güç kuvvetlendiricisidir (SSPA) [44, 45, 47]. Bu nedenle, HPA'nın teorik analizi yapılırken SSPA modeli kullanılacaktır. SSPA'ya ait giriş ve çıkış sinyallerinin matematiksel ifadeleri sırasıyla aşağıda verilmiştir:

$$x(n) = |x(n)| e^{j\theta(n)} \quad (1.13)$$

$$r(n) = A_{SSPA}\left(|x(n)|\right) e^{j\left\{\theta(n) + \phi_{SSPA}\left(|x(n)|\right)\right\}} \quad (1.14)$$

Burada $\theta(n)$ giriş sinyalinin fazını sembolize ederken, $|x(n)|$ giriş sinyalinin genliğini ifade etmektedir. $|x(n)|$ giriş sinyali genliği için SSPA'nın vermiş olduğu genlik ve faz

cevabı ise $A_{SSPA}\left(|x(n)|\right)$ ve $\phi_{SSPA}\left(|x(n)|\right)$ şeklinde ifade edilmekte olup sırasıyla aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$A_{SSPA}\left(|x(n)|\right)=\frac{g_0|x(n)|}{\left[1+\left(\frac{|x(n)|}{A_0}\right)^{2p}\right]^{\frac{1}{2p}}} \tag{1.15}$$

$$\phi_{SSPA}\left(|x(n)|\right)=0 \tag{1.16}$$

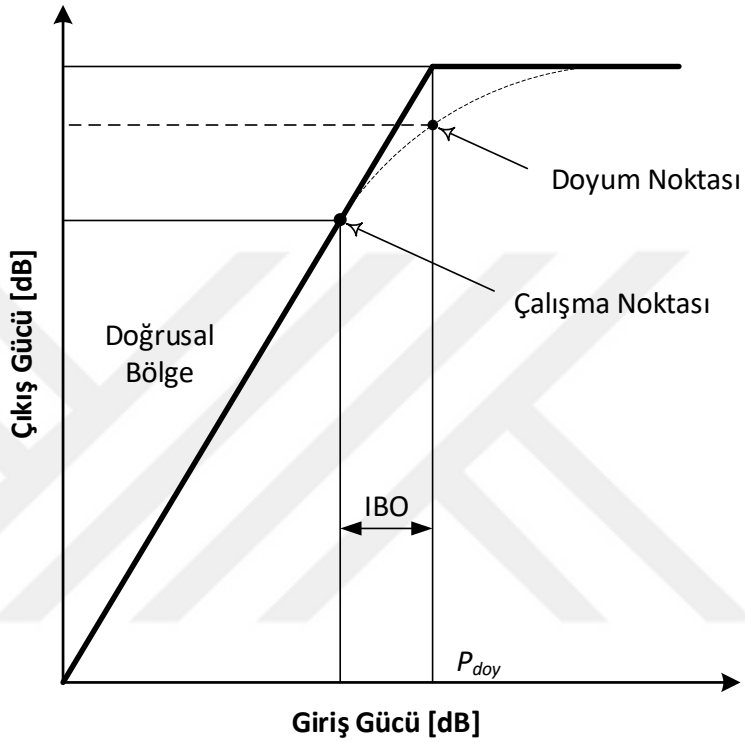
Burada g_0 kuvvetlendirici kazancını ifade ederken, A_0 çıkış doyum genliğini belirtmektedir. p ise düzgünlük katsayısı olarak isimlendirilen ve kuvvetlendiricinin doğrusal bölgeden doyum bölgesine geçiş keskinliğini kontrol eden bir SSPA parametresidir. Denklem (1.15) ve (1.16)'dan kolayca anlaşılacağı üzere, SSPA'nın kuvvetlendirme prosedürüne göre, giriş sinyalinin genliği artırılırken, faz değerinde herhangi bir değişiklik yapılmamaktadır.

Bir diğer SSPA parametresi ise, kuvvetlendiricinin çalışma noktasının doyum bölgesine olan uzaklığını kontrol eden giriş geri çekme (IBO) parametresidir. Söz konusu parametrenin matematiksel ifadesi aşağıdaki gibidir:

$$IBO=10\log_{10}\left(\frac{P_{doy}}{P_{orta}}\right)=10\log_{10}\left(\frac{\left(A_0\right)^2}{E\left[|x(n)|^2\right]}\right)=P_{doy}\left(dB\right)-P_{orta}(dB) \tag{1.17}$$

Burada P_{doy} SSPA'nın doyum gücünü belirtirken, P_{orta} giriş sinyalinin ortalama gücünü ifade etmektedir. IBO değerini artırarak, kuvvetlendiricinin çalışma noktasını doğrusal bölgeye doğru kaydırmak mümkündür. SSPA'yı doyum bölgesinden uzakta çalıştırmak, yüksek PAPR değerlerine sahip iletim sinyallerinde daha az bozulmaya sebebiyet vereceğinden dolayı, IBO değerindeki artış, sinyal bozulmasından kaynaklanan spektral büyüme ve BER artışı gibi olumsuzlukların da azalmasına yol açacaktır. Diğer taraftan kuvvetlendirme işlemi doyum bölgesine ne kadar yakın bir noktada gerçekleştirilirse, verim de o kadar artmaktadır. Dolayısıyla IBO değerindeki aşırı artış, kuvvetlendirme veriminin düşmesine neden olacaktır. Bu nedenle sinyallerin kuvvetlendirilmeden önce PAPR değerlerinin düşürülmesi büyük bir önem arz etmektedir. Çünkü PAPR düşürme

işlemi sayesinde, HPA kaynaklı sinyal bozulmalarının önüne geçilmekle kalmayıp, kuvvetlendiricilerin doyum bölgesine yakın çalıştırılarak verimlerinin artmasını sağlamak da mümkün hale gelmektedir. Şekil 1.4'te temel bir doğrusal olmayan HPA'nın giriş-çıkış karakteristiği verilmiştir.



Şekil 1.4. Temel bir doğrusal olmayan HPA'ya ait giriş-çıkış karakteristiği.

2. BÖLÜM

5G DALGA FORMU ADAYLARINDA PAPR DÜŞÜRME

2.1. Giriş

Bu bölümde, tez çalışması kapsamında ele alınan WOLA-OFDM, LC-GFDM ve UFMC dalga formlarının her biri için öncelikle sistem açıklaması ve PAPR tanımlaması yapılmış olup, hemen ardından ilgili dalga formu için geliştirilmiş olan PAPR düşürme tekniklerinin ayrıntılı sunumu gerçekleştirilmiştir.

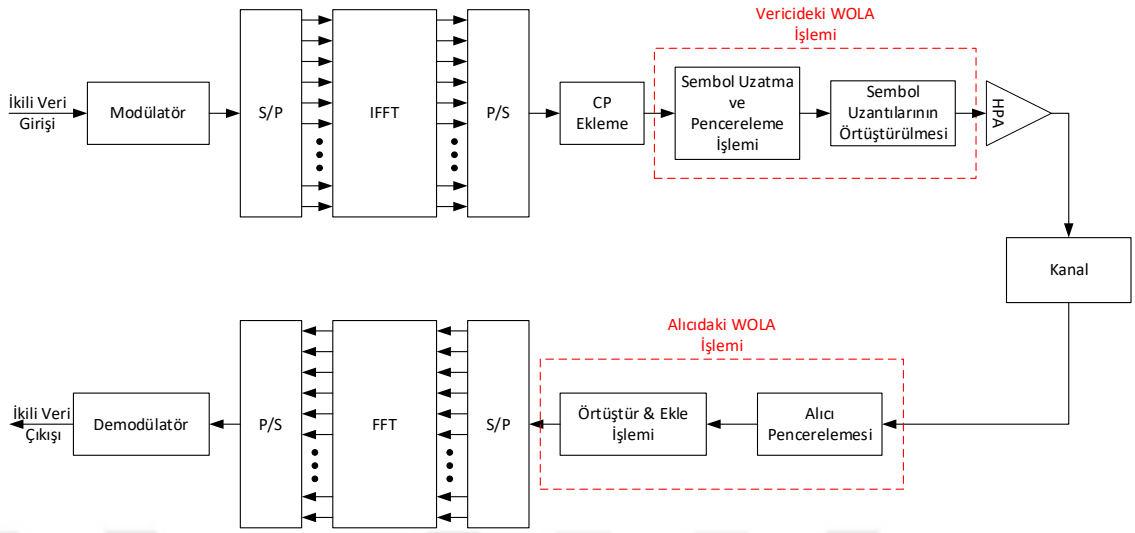
2.2. WOLA-OFDM Dalga Formunda PAPR Düşürme

2.2.1. Sistem Açıklaması

WOLA-OFDM sistem yapısı Şekil 2.1'de verilmiştir. Kırmızı çerçeve içine alınmış WOLA-OFDM sistemine has işlem blokları ise sırasıyla Şekil 2.2 ve Şekil 2.3'te görsel olarak açıklanmıştır [22-27].

Söz konusu şekillerde *CP* ve *W*, sırasıyla döngüsel önek ve örtüşme uzantısı boyutunu belirtmektedir. WOLA-OFDM dalga formunda, bant dışı yayılımın etkili bir şekilde bastırılmasını sağlayan yumuşak geçişli zaman domeni sembolleri elde etmek için, dikdörtgen darbe şekli kullanımının spektral büyümeye yol açtığı klasik OFDM'den farklı olarak, yumuşak kenarlı bir darbe şekline sahip olan pencereleme fonksiyonu kullanılmaktadır.

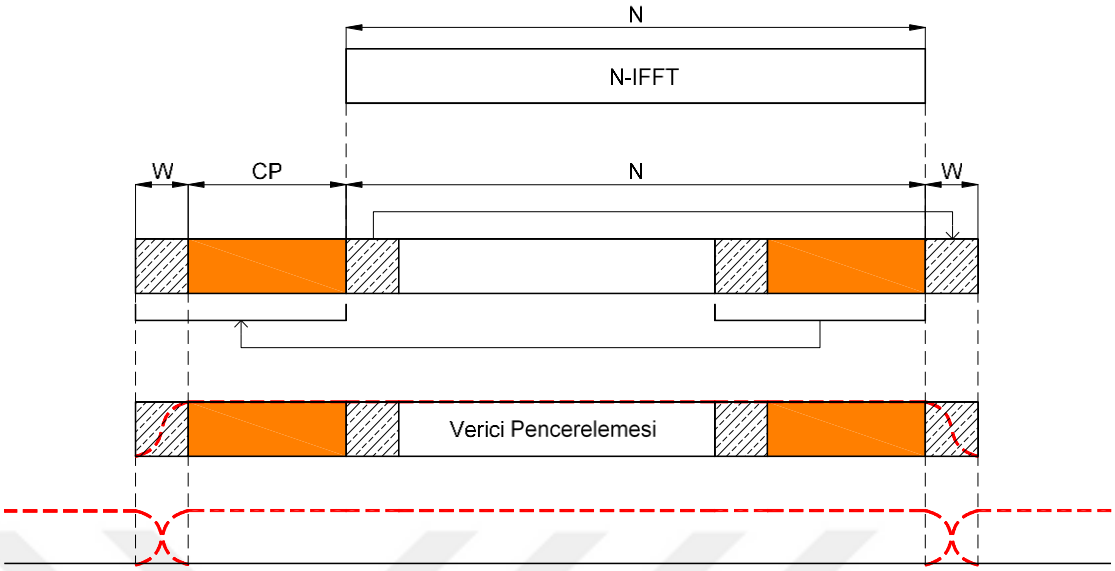
Şekil 2.2'de vericide gerçekleştirilen WOLA-OFDM'ye özgü işlemler görülmektedir. Şekilden de kolayca anlaşılacağı üzere, öncelikle *CP*+*W* örnek, *N* uzunluklu zaman



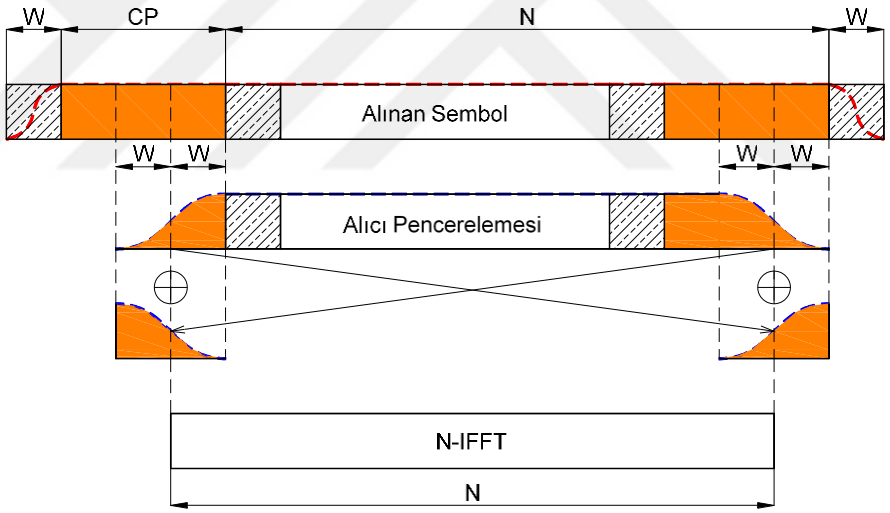
Şekil 2.1. WOLA-OFDM sistem yapısı.

domeni sembolün son kısmından kopyalanarak ön kısmına eklenir. Ardından W uzunluğunda örnek, N uzunluklu sembolün ön kısmından kopyalanıp ilgili sembolün sonuna eklenir. Böylelikle sembol uzunluğu, N'den $N+CP+2W$'ya kadar artırılmış olur. Sembol uzatma işleminin ardından, uzatılan semboller yükseltilmiş kosinüs (Hann) [131] penceresinin karekökü kullanılarak pencereleme işlemine tabi tutulur. Sonrasında ise, pencereleme işlemine uğramış komşu semboller geçiş bölgelerinden örtüştürülür. Örtüştürme işlemi sayesinde, WOLA-OFDM sinyalindeki fazlalık, OFDM sinyali ile aynı seviyeye düşürülmüş olur. Örtüştürme işleminin hemen ardından kuvvetlendirme işlemi gerçekleştirilerek sinyal kanala verilir.

Şekil 2.3'te ise WOLA-OFDM alıcısında gerçekleştirilen işlemlerin görsel açıklaması verilmiştir. Şekilden de görüldüğü üzere, verici pencere uzunluğu $N+CP+2W$ iken alıcı pencere uzunluğu $N+2W$'dur. Bunun yanında, verici pencerenin geçiş bölgesi uzunluğu W iken alıcı pencerenin geçiş bölgesi uzunluğu $2W$'ya eşittir. WOLA-OFDM sisteminde alıcıya gelen sinyal, öncelikle pencereleme işleminden geçirilir. Hemen ardından "örtüştür ve ekle" uygulamasına tabi tutularak bilgi verisi üzerindeki pencereleme etkisi ortadan kaldırılıp, N uzunluklu sembol alıcıda tekrardan elde edilir [22-27].



Şekil 2.2. Vericide gerçekleştirilen işlemler.



Şekil 2.3. Alıcıda gerçekleştirilen işlemler.

2.2.2. PAPR Tanımlaması

WOLA-OFDM dalga formunda PAPR tanımlaması yapabilmek için, öncelikle iletim sinyalinin matematiksel ifadesinin elde edilmesi gerekmektedir. Bu amaçla ilk olarak, Denklem (1.1)'de tek bir OFDM sembolü için yapılmış olan sürekli zaman sinyal tanımlaması, *M* farklı OFDM sembolünün ayrı ayrı her birinin karmaşık zarfını tanımlayacak şekilde yeniden düzenlenir:

$$x_m(t) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_{m,k} e^{j2\pi f_k t} \quad , \quad 0 \le t \le NT \quad , \quad 1 \le m \le M \tag{2.1}$$

burada $X_m = [X_{m,0}, X_{m,1}, ..., X_{m,N-1}]$, *m*. QAM sembol vektörüne karşılık gelirken, $x_m(t)$ *m*. OFDM sembolünün karmaşık zarfını ifade etmektedir. *m*. OFDM sembolünün ayrık zamanlı ifadesi ise, *L* faktörlü örnekleme işlemi uygulanarak aşağıdaki gibi elde edilir:

$$x_m[n] = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_{m,k} e^{\frac{j2\pi kn}{LN}} \quad , \quad 0 \le n \le LN-1 \quad , \quad 1 \le m \le M \tag{2.2}$$

WOLA-OFDM sisteminde, örnekleme işleminin ardından, her bir OFDM sembol vektörü döngüsel önek ekleme ve uzatma işlemlerine tabi tutularak sembol uzunlukları *LN*'den *2W+CP+LN'*ye kadar artırılır. Döngüsel önek ekleme ve uzatma işlemlerinden sonra elde edilen *m*. WOLA-OFDM sembolü aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\begin{aligned} y_m[n] = [\ & x_m[LN-CP-W],\ x_m[LN-CP-W+1], ..., x_m[LN-1], \\ & x_m[0],\ x_m[1], ..., x_m[LN-1],\ x_m[0],\ x_m[1], ..., x_m[W-1]\ ] \\ , 0 \le n \le 2W + CP + LN - 1 & \end{aligned} \tag{2.3}$$

Sembol uzatma işleminin tamamlanması sonucu elde edilen uzatılmış semboller, karekökü alınmış yükseltilmiş kosinüs (Hann) [131] pencereleme fonksiyonundan yararlanarak elde edilen düz tepeli kök yükseltilmiş kosinüs (rrc) fonksiyonu ile pencerelenir. Söz konusu Hann fonksiyonu ve bu fonksiyon kullanılarak elde edilmiş olan düz tepeli rrc pencereleme fonksiyonu sırasıyla Denklem (2.4) ve (2.5)'te verilmiştir:

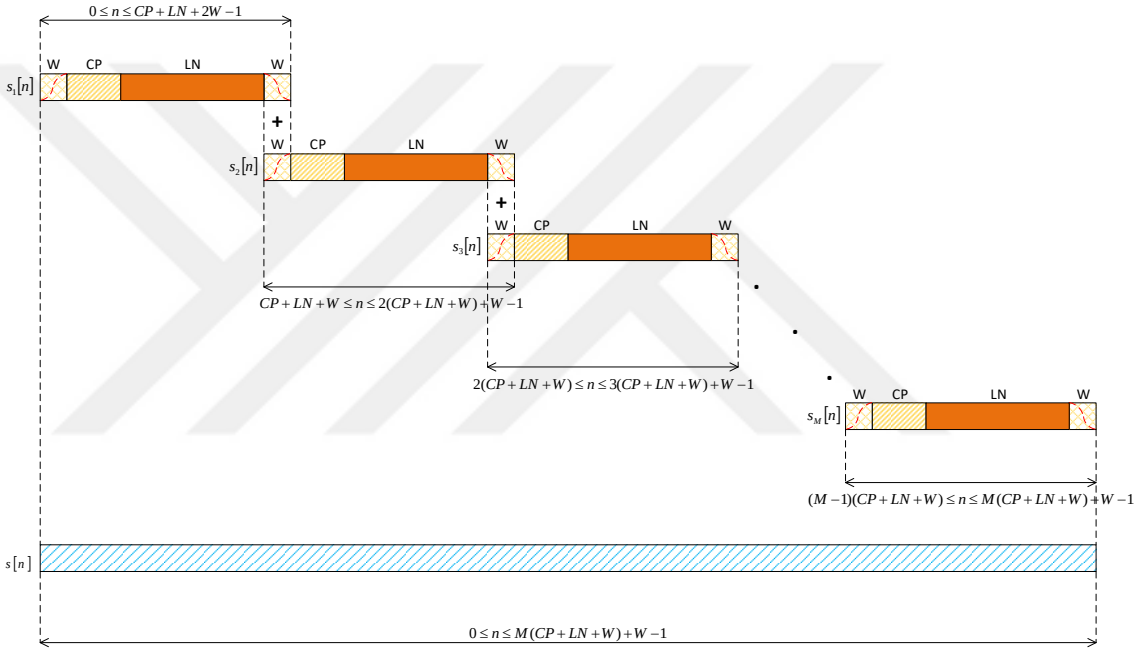
$$w[n] = \sqrt{\frac{1}{2}\left[1 - \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right)\right]} \ , \ 0 \le n \le N-1 \tag{2.4}$$

$$w[n] = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{2}\left[1 - \cos\left(\frac{\pi n}{W-1}\right)\right]} & , \ 0 \le n \le W-1 \\ 1 & , \ W \le n \le W + CP + LN - 1 \\ \sqrt{\frac{1}{2}\left[1 + \cos\left(\frac{\pi\left[n - (W + CP + LN\right]}{W-1}\right)\right]} & , \ W + CP + LN \le n \le 2W + CP + LN - 1 \\ 0 & , \ \textit{diğer n değerleri için} \end{cases} \tag{2.5}$$

Pencereleme işlemi, Denklem (2.5)'te verilen fonksiyon ile Denklem (2.3)'te tanımlanan uzatılmış semboller çarpılarak gerçekleştirilir. Buna göre, pencerelenmiş *m*. sembol vektörü aşağıdaki gibi elde edilir:

$$s_m[n] = w[n]y_m[n] \ , \ 0 \le n \le 2W + CP + LN - 1 \tag{2.6}$$

Son olarak her biri düz tepeli rrc fonksiyonu ile pencerelenmiş sembol vektörleri, Şekil 2.4'te gösterildiği gibi uzantı kısımlarından çakıştırılır.



Şekil 2.4. WOLA-OFDM sembol vektörlerinin çakıştırılması işlemi.

Çakıştırma işlemi sonucu elde edilen WOLA-OFDM iletim sinyali, aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$s[n] = \sum_{m=1}^{M} s_m\left[n - (m-1)(W + CP + LN)\right] \ , \ 0 \le n \le M(CP + LN + W) + W - 1 \tag{2.7}$$

Sonuç olarak WOLA-OFDM sinyalinin PAPR tanımlaması aşağıdaki gibi yapılır:

$$PAPR\left(s[n]\right) = 10\log_{10} \frac{\max\limits_{0 \le n \le M(CP+LN+W)+W-1} \left[\left| s[n] \right|^2 \right]}{E\left[\left| s[n] \right|^2 \right]} \left(dB\right) \tag{2.8}$$

2.2.3. WOLA-OFDM Dalga Formu için Geliştirilen PAPR Düşürme Teknikleri

2.2.3.1. Çift Sembol Optimizasyon Tabanlı PTS (DSO-PTS) Tekniği

Geleneksel PTS tekniğinde, her bir sembolün PAPR değeri birbirinden bağımsız bir şekilde düşürülmektedir. Fakat WOLA-OFDM sisteminde, iletim işleminden önce birbirine komşu semboller, uzantı bölgelerinden çakıştırıldığı için sembolleri birbirinden bağımsız bir şekilde optimize etmek çok fazla etkili olmayacaktır. Çünkü komşu semboller bireysel olarak optimize edilse bile, iletim işleminden önce gerçekleştirilen çakıştırma işlemi, WOLA-OFDM iletim sinyalinin toplam PAPR değerinde yeniden büyümeye yol açacaktır. Bu sebeple WOLA-OFDM sistemi için, ilgili çakışma prosedürü dikkate alınarak DSO-PTS tekniği önerilmiştir. Önerilen yöntemde, ilk sembol hariç her bir sembolün ön uzantısı bir önceki sembolün arka uzantısı ile çakıştırıldığı için, herhangi bir sembol için gerçekleştirilen PAPR düşürme işlemi sırasında bir önceki komşu sembol göz önünde bulundurularak minimizasyon işlemi gerçekleştirilmektedir. İki sembolün birlikte değerlendirildiği bu yöntemle birlikte sembol çakışmalarından doğan ekstra PAPR büyümesi önlenerek etkili bir PAPR düşürme performansı elde edilebilmektedir. DSO-PTS tekniğine ait işlem adımları aşağıda verilmiştir [89]:

Adım 1:

Öncelikle $s_1[n]$ sembolü optimize edilir. Bu amaçla ilk olarak, QAM modüleli ilk data vektörü $X_1 = \left[X_{1,0} \ , \ X_{1,1} \ ,..., \ X_{1,N-1} \right]$, V ayrı alt bloğa ayrılır $X_1^{(v)}$, $0 \le v \le V-1$. Ardından alt blok vektörleri üst örneklenip IFFT işlemine tabi tutulur. Yapılan işlemlerin ardından elde edilen birinci sembol vektörünün alt blokları aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$x_1^{(v)}[n] = \left[x_1^{(v)}[0] \ , \ x_1^{(v)}[1] \ ,..., \ x_1^{(v)}[LN-1] \right] \ , \ v = 0,1,...,V-1 \ , \ 0 \le n \le LN-1 \tag{2.9}$$

Daha sonra, ilk data vektörünün alt blokları faz rotasyon vektörü $b_1^{(v)} = \left[b_1^{(0)}, b_1^{(1)},..., b_1^{(V-1)} \right]$ ile çarpılır. Burada $b_m^{(v)} \in \{-1,+1\}$ olarak tanımlanmaktadır. Ardından, alt bloklar toplanarak aşağıdaki ifade elde edilir:

$$x_1^{'}[n] = \sum_{v=0}^{V-1} b_1^{(v)} x_1^{(v)}[n] \ , \ 0 \le n \le LN-1 \tag{2.10}$$

Adım 2:

$x_1^{'}[n]$'e döngüsel önek ve örtüşme uzantısı ekleme işlemleri uygulandıktan sonra aşağıdaki sinyal elde edilir:

$$y_1^{'}[n] = [\ x_1^{'}[LN-CP-W],\ x_1^{'}[LN-CP-W+1],...,x_1^{'}[LN-1],$$
$$x_1^{'}[0],\ x_1^{'}[1],...,x_1^{'}[LN-1],\ x_1^{'}[0],\ x_1^{'}[1],...,x_1^{'}[W-1]\ ] \quad (2.11)$$
$$,0 \le n \le 2W+CP+LN-1$$

Denklem (2.11)'de verilen uzatılmış sinyal Denklem (2.5)'te verilen düz tepeli rrc fonksiyonu ile pencerelendikten sonra ilk WOLA-OFDM sembolü $s_1^{'}[n]$ elde edilir:

$$s_1^{'}[n] = w[n]y_1^{'}[n]\ ,\ 0 \le n \le 2W+CP+LN-1 \quad (2.12)$$

Adım 3:

İlk WOLA-OFDM sembolü için optimum faz rotasyon faktörü kombinasyonu aşağıdaki gibi seçilir:

$$^{*}b_1^{(v)} = \arg\ \min_{b_1^{(v)}} \left\{ \max_{0 \le n \le 2W+CP+LN-1} \left| s_1^{'}[n] \right|^2 \right\} \quad (2.13)$$

Burada "arg min $\{\cdot\}$" operatörü parantez içerisindeki ifadeyi minimum yapan optimum $b_1^{(v)}$ kombinasyonunu bulma işlemini gerçekleştirmektedir.

Adım 4:

İlk sembol için elde edilen ilk optimum faz rotasyon vektörü $^{*}b_1^{(v)}$ kullanılarak, optimize edilmiş ilk WOLA-OFDM sembolü $s_1^{*}[n]$ aşağıdaki gibi elde edilir:

$$x_1^{*}[n] = \sum_{v=0}^{V-1} {}^{*}b_1^{(v)} x_1^{(v)}[n]\ ,\ 0 \le n \le LN-1 \quad (2.14)$$

$$y_1^{*}[n] = [\ x_1^{*}[LN-CP-W],\ x_1^{*}[LN-CP-W+1],...,x_1^{*}[LN-1],$$
$$x_1^{*}[0],\ x_1^{*}[1],...,x_1^{*}[LN-1],\ x_1^{*}[0],\ x_1^{*}[1],...,x_1^{*}[W-1]\ ] \quad (2.15)$$
$$,0 \le n \le 2W+CP+LN-1$$

$$s_1^*[n] = w[n]y_1^*[n] \ , \ 0 \le n \le 2W + CP + LN - 1 \tag{2.16}$$

Adım 5:

Adım 1 ve Adım 2'de gerçekleştirilen işlemler, ikinci giriş data vektörü $X_2 = \left[X_{2,0} \ , \ X_{2,1} \ , ..., \ X_{2,N-1} \right]$ için de tekrarlanarak ikinci WOLA-OFDM sembolü $s_2^{'}[n]$ elde edilir.

Adım 6:

İkinci sembol $s_2^{'}[n]$'nin ön uzantısının bir önceki optimize edilmiş sembol $s_1^*[n]$'nin arka uzantısı ile örtüşmesi durumu dikkate alınarak, ikinci WOLA-OFDM sembolü $s_2^{'}[n]$ için optimum faz rotasyon faktörü kombinasyonu aşağıdaki gibi elde edilir:

$$^*b_2^{(v)} = \arg \min_{b_2^{(v)}} \left\{ \max_{W+CP+LN \le n \le 2(W+CP+LN)+W-1} \left| s_1^*[n] + s_2^{'}[n-(W+CP+LN)] \right|^2 \right\} \tag{2.17}$$

Adım 7:

Adım 4'te birinci sembol için gerçekleştirilen işlemler, ikinci sembol için de tekrarlanarak optimize edilmiş ikinci WOLA-OFDM sembolü $s_2^*[n]$ elde edilir.

Adım 8:

Geriye kalan WOLA-OFDM sembollerinin optimizasyonu *M*. sembole kadar devam eder. *M*. sembolün optimum faz faktörü ise aşağıdaki gibi bulunur:

$$^*b_M^{(v)} = \arg \min_{b_M^{(v)}} \left\{ \max_{(M-1)(CP+LN+W) \le n \le M(CP+LN+W)+W-1} \left| s_{M-1}^*[n-(M-2)(W+CP+LN)] + s_M^{'}[n-(M-1)(W+CP+LN)] \right|^2 \right\} \tag{2.18}$$

Adım 9:

Son olarak, minimum PAPR'lı WOLA-OFDM iletim sinyali aşağıdaki gibi elde edilir:

$$s^*[n] = \sum_{m=1}^{M} s_m^*[n-(m-1)(W+CP+LN)] \ , \ 0 \le n \le M(CP+LN+W)+W-1 \tag{2.19}$$

2.2.3.2. Çift Sembol Optimizasyon Tabanlı SLM (DSO-SLM) Tekniği

Klasik PTS tekniğinde olduğu gibi, klasik SLM tekniğinde de her bir sembol birbirinden bağımsız bir şekilde değerlendirilerek PAPR düşürme işlemi gerçekleştirilmektedir. Bu da, söz konusu yöntemin direk olarak WOLA-OFDM sistemine uygulanması durumunda, oldukça yetersiz bir performans sergilemesine yol açmaktadır. Çünkü daha önce de bahsedildiği üzere, ayrı ayrı her bir sembolün PAPR değeri ne kadar çok düşürülse düşürülsün, söz konusu sembollerin uzantı noktalarından çakıştırılması sonucu elde edilen WOLA-OFDM iletim sinyalinde tekrardan PAPR büyümeleri meydana gelecektir. Bu durumun önüne geçmek ve çok daha iyi PAPR düşürme performansı elde edebilmek için, PTS tekniğine uygulanan çift sembol optimizasyon prosedürü SLM tekniğine de uygulanmış olup, DSO-SLM olarak adlandırılan yeni bir PAPR düşürme stratejisi geliştirilmiştir. Söz konusu stratejinin uygulama adımları ise aşağıda verilmiştir:

Adım 1:

İlk olarak birinci WOLA-OFDM sembolü $s_1[n]$ optimize edilerek işe başlanır. Bu amaçla öncelikle birinci QAM sembol vektörü $X_1 = \left[X_{1,0} \ , \ X_{1,1} \ ,..., \ X_{1,N-1} \right]$ için rastgele *U* farklı faz dizisi üretilir. Söz konusu faz dizileri, aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$b_1^{(u)} = \left[b_{1,0}^{(u)}, \ b_{1,1}^{(u)},...,b_{1,N-1}^{(u)} \right] \quad , \qquad u = 0,1,...,U-1 \tag{2.20}$$

Burada her bir faz çarpanı, $b_m^{(u)} \in \{-1,+1\}$ olacak şekilde maksimum iki farklı değer almaktadır. Sonrasında X_1 vektörü ile bu vektör için üretilen faz dizileri aşağıdaki gibi çarpılır:

$$\begin{aligned} X_1^{(u)} &= \left[X_{1,0} \cdot b_{1,0}^{(u)}, \ X_{1,1} \cdot b_{1,1}^{(u)},..., X_{1,N-1} \cdot b_{1,N-1}^{(u)} \right] \\ &= \left[X_{1,0}^{(u)}, \ X_{1,1}^{(u)},..., X_{1,N-1}^{(u)} \right] \end{aligned} \tag{2.21}$$

Burada $X_1^{(u)}$, *u*'ncu faz dizisi ile X_1 vektörünün çarpımı sonucu elde edilmiş olan faz döndürülmüş data vektörüdür. Elde edilen $X_1^{(u)}$ veri dizisinin üst örneklenmiş zaman domeni versiyonu aşağıdaki gibi elde edilir:

$$x_1^{(u)}[n] = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_{1,k}^{(u)} e^{\frac{j2\pi kn}{LN}} \ , \ 0 \le n \le LN-1 \ , \quad u = 0,1,...,U-1 \tag{2.22}$$

Adım 2:

$x_1^{(u)}[n]$ sinyaline döngüsel önek ve örtüşme uzantıları eklenmesi sonucu aşağıdaki sinyal elde edilir:

$$\begin{aligned} y_1^{(u)}[n] = [\ & x_1^{(u)}[LN-CP-W],\ x_1^{(u)}[LN-CP-W+1],...,x_1^{(u)}[LN-1], \\ & x_1^{(u)}[0],\ x_1^{(u)}[1],...,x_1^{(u)}[LN-1],\ x_1^{(u)}[0],\ x_1^{(u)}[1],...,x_1^{(u)}[W-1]\ ] \end{aligned} \tag{2.23}$$
$$, 0 \le n \le 2W + CP + LN - 1$$

Sembol uzatma işleminin ardından elde edilen $y_1^{(u)}[n]$ sinyali, düz tepeli rrc fonksiyonu yardımıyla pencerelenerek birinci WOLA-OFDM sembolü $s_1^{(u)}[n]$ elde edilir:

$$s_1^{(u)}[n] = w[n] y_1^{(u)}[n] \ , \ 0 \le n \le 2W + CP + LN - 1 \tag{2.24}$$

Adım 3:

Birinci WOLA-OFDM sembolü için optimum faz dizisi b_1^* aşağıdaki gibi belirlenir:

$$b_1^* = \arg \min_{b_1^{(u)}} \left\{ \max_{0 \le n \le 2W+CP+LN-1} \left| s_1^{(u)}[n] \right|^2 \right\} \tag{2.25}$$

Adım 4:

Birinci sembol için belirlenmiş olan optimum faz dizisi b_1^* kullanılarak, $s_1^*[n]$ şeklinde ifade edilen optimize edilmiş birinci WOLA-OFDM sembolü elde edilir:

$$\begin{aligned} X_1^* &= \left[X_{1,0} \cdot b_{1,0}^*,\ X_{1,1} \cdot b_{1,1}^*,...,X_{1,N-1} \cdot b_{1,N-1}^* \right] \\ &= \left[X_{1,0}^*,\ X_{1,1}^*,...,X_{1,N-1}^* \right] \end{aligned} \tag{2.26}$$

$$x_1^*[n] = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_{1,k}^* e^{\frac{j2\pi kn}{LN}} \ , \ 0 \le n \le LN-1 \tag{2.27}$$

$$y_1^*[n] = [\ x_1^*[LN-CP-W],\ x_1^*[LN-CP-W+1],...,x_1^*[LN-1],$$
$$x_1^*[0],\ x_1^*[1],...,x_1^*[LN-1],\ x_1^*[0],\ x_1^*[1],...,x_1^*[W-1]\ ] \quad (2.28)$$
$$,0 \le n \le 2W+CP+LN-1$$

$$s_1^*[n] = w[n]y_1^*[n]\ ,\ 0 \le n \le 2W+CP+LN-1 \quad (2.29)$$

Adım 5:

Adım 1 ve Adım 2'de birinci QAM sembol vektörü için gerçekleştirilen işlemler, ikinci QAM vektörü $X_2 = \left[X_{2,0}\ ,\ X_{2,1}\ ,...,\ X_{2,N-1} \right]$ için de tekrarlanarak ikinci WOLA-OFDM sembolü $s_2^{(u)}[n]$ elde edilir.

Adım 6:

Optimize edilmiş bir önceki sembol $s_1^*[n]$'nin sağ uzantısı ile $s_2^{(u)}[n]$ sembolünün sol uzantısının birbirleriyle örtüşmesi durumu hesaba katılarak, ikinci WOLA-OFDM sembolü $s_2^{(u)}[n]$ için optimum faz dizisi b_2^* aşağıdaki gibi elde edilir:

$$b_2^* = \arg\ \min_{b_2^{(u)}} \left\{ \max_{W+CP+LN \le n \le 2(W+CP+LN)+W-1} \left| s_1^*\left[n\right] + s_2^{(u)}\left[n-(W+CP+LN)\right] \right|^2 \right\} \quad (2.30)$$

Adım 7:

Birinci sembol için Adım 4'te uygulanan işlemler, ikinci sembol için de tekrarlanarak, ikinci WOLA-OFDM sembolünün optimize edilmiş haline karşılık gelen $s_2^*[n]$ sembolü elde edilir.

Adım 8:

Birbirine komşu WOLA-OFDM sembollerinin optimizasyonu, sırayla *M*. sembole kadar bu şekilde sürdürülür. *M*. sembol için optimum faz dizisi ise aşağıdaki gibi belirlenir:

$$b_M^* = \arg\ \min_{b_M^{(u)}} \left\{ \max_{(M-1)(CP+LN+W) \le n \le M(CP+LN+W)+W-1} \left| s_{M-1}^*\left[n-(M-2)(W+CP+LN)\right] + s_M^{(u)}\left[n-(M-1)(W+CP+LN)\right] \right|^2 \right\}$$

(2.31)

Adım 9:

Son olarak, optimize edilmiş *M* sayıda sembol, uzantı kısımlarından birbirleriyle örtüşecek şekilde toplanarak minimum PAPR'lı iletim sinyali elde edilir:

$$s^*[n]=\sum_{m=1}^{M} s_m^*\left[n-(m-1)(W+CP+LN)\right]\ ,\ 0\le n\le M(CP+LN+W)+W-1 \tag{2.32}$$

2.3. LC-GFDM Dalga Formunda PAPR Düşürme

2.3.1. Sistem Açıklaması

LC-GFDM sisteminin verici ve alıcı yapısı Şekil 2.5'te verilmiştir [38]. Şekilden de kolaylıkla anlaşılacağı üzere, ilk olarak bilgi bitlerinin (*b*) QAM modülasyonuna tabi tutulmasının ardından elde edilen *N* uzunluklu QAM modüleli *d* veri vektörü, her biri *K* uzunluğunda olan *M* tane veri dizisine ayrılır. Söz konusu veri dizileri, aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

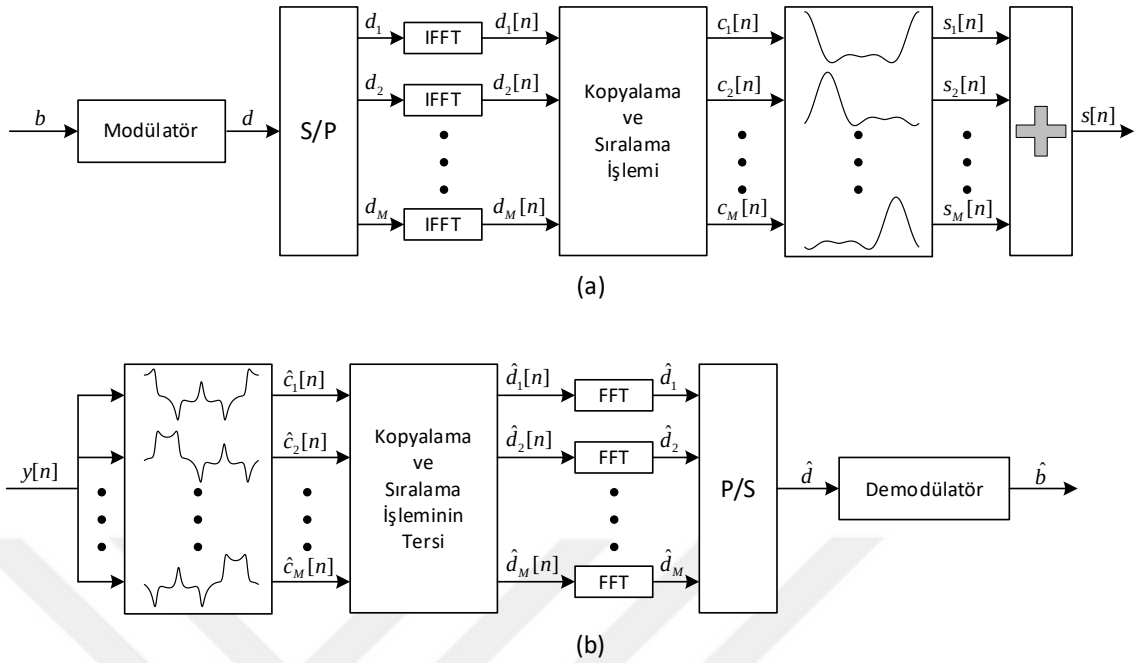
$$d_m=\left[\,d_{0,m}\,,\,d_{1,m},...,d_{K-1,m}\,\right]\quad,\quad 1\le m\le M \tag{2.33}$$

Daha sonra Denklem (2.33)'te tanımlanan veri dizilerinin her birine IFFT işlemi uygulanır:

$$d_m[n]=\frac{1}{\sqrt{K}}\sum_{k=0}^{K-1} d_{k,m}e^{\frac{j2\pi kn}{K}}\quad,\quad 0\le n\le K-1\quad,\quad 1\le m\le M \tag{2.34}$$

IFFT işleminin hemen ardından, her bir $d_m[n]$ dizisinin *M* tane kopyası alınır ve ilgili kopyalar zaman domeninde sıralanarak her biri *N=MK* uzunluğunda olan $c_m[n]$ dizileri elde edilir:

$$c_m[n]=\Bigg[\overbrace{\left[d_m[0],d_m[1],...,d_m[K-1]\right]}^{1},\overbrace{\left[d_m[0],d_m[1],...,d_m[K-1]\right]}^{2} \\ ,\ldots,\overbrace{\left[d_m[0],d_m[1],...,d_m[K-1]\right]}^{M}\Bigg]\quad,\quad 0\le n\le MK-1 \tag{2.35}$$



Şekil 2.5. LC-GFDM sisteminin (a) verici ve (b) alıcı yapısı.

En sonunda, iletim sinyali aşağıdaki gibi elde edilir:

$$s[n]=\sum_{m=1}^{M} g\left[\left\langle n-(m-1)K\right\rangle_N\right]c_m[n] \quad , \quad 0\le n\le MK-1 \quad , \quad 1\le m\le M \tag{2.36}$$

Burada $g[n]$, vericide kullanılan prototip filtrenin dürtü cevabına karşılık gelmektedir. Yukarıdaki ifadede, $\langle\bullet\rangle_N$ modülo operatörü kullanılarak söz konusu filtrenin dürtü cevabı her bir *m* değeri için dairesel olarak kaydırılmaktadır.

Alıcıda ise gelen sinyal, uyumlu filtre (MF), sıfır zorlama (ZF) ya da minimum ortalama karesel hata (MMSE) gibi bir demodülasyon filtresi vasıtasıyla filtrelendikten sonra, vericide gerçekleştirilen işlemlerin tam tersi uygulanarak bilgi verisi tekrardan elde edilir. Alıcıya gelen $y[n]$ sinyalinden veri dizilerinin tekrardan elde edilmesini sağlayan demodülasyon işlemi aşağıdaki gibi gerçekleştirilmektedir:

$$\begin{aligned}\hat{d}_{k,m} &= \sum_{n=0}^{N-1}\gamma^*\left[\left\langle n-(m-1)K\right\rangle_N\right]y[n]e^{\frac{-j2\pi kMn}{KM}} \\ &= F_N\left\{\gamma^*\left[\left\langle n-(m-1)K\right\rangle_N\right]y[n]\right\}\Big|_{kM}\end{aligned} \tag{2.37}$$

Burada $\gamma^*[n]$, demodülasyon filtresini temsil etmektedir. Yukarıdaki denklemde, $F_N\{\bullet\}$ operatörü kullanılarak gerçekleştirilen *N*-noktalı ayrık Fourier dönüşümünde (DFT), her *M* örnekte bir değerlendirme yapılmaktadır [38].

2.3.2. PAPR Tanımlaması

LC-GFDM sistemine ait ayrık zamanlı iletim sinyallerinde en doğru PAPR sonuçlarının elde edilebilmesi için aşağıdaki gibi *L* faktörlü üst örneklenmiş $d_m[n]$ dizilerinin elde edilmesi gerekmektedir:

$$d_m[n]=\frac{1}{\sqrt{K}}\sum_{k=0}^{K-1}d_{k,m}e^{\frac{j2\pi kn}{LK}} \quad , \quad 0\le n\le LK-1 \quad , \quad 1\le m\le M \tag{2.38}$$

Elde edilen her bir $d_m[n]$ dizisinin *M* tane kopyası alındıktan sonra, ilgili kopyalar zaman domeninde aşağıdaki gibi sıralanır:

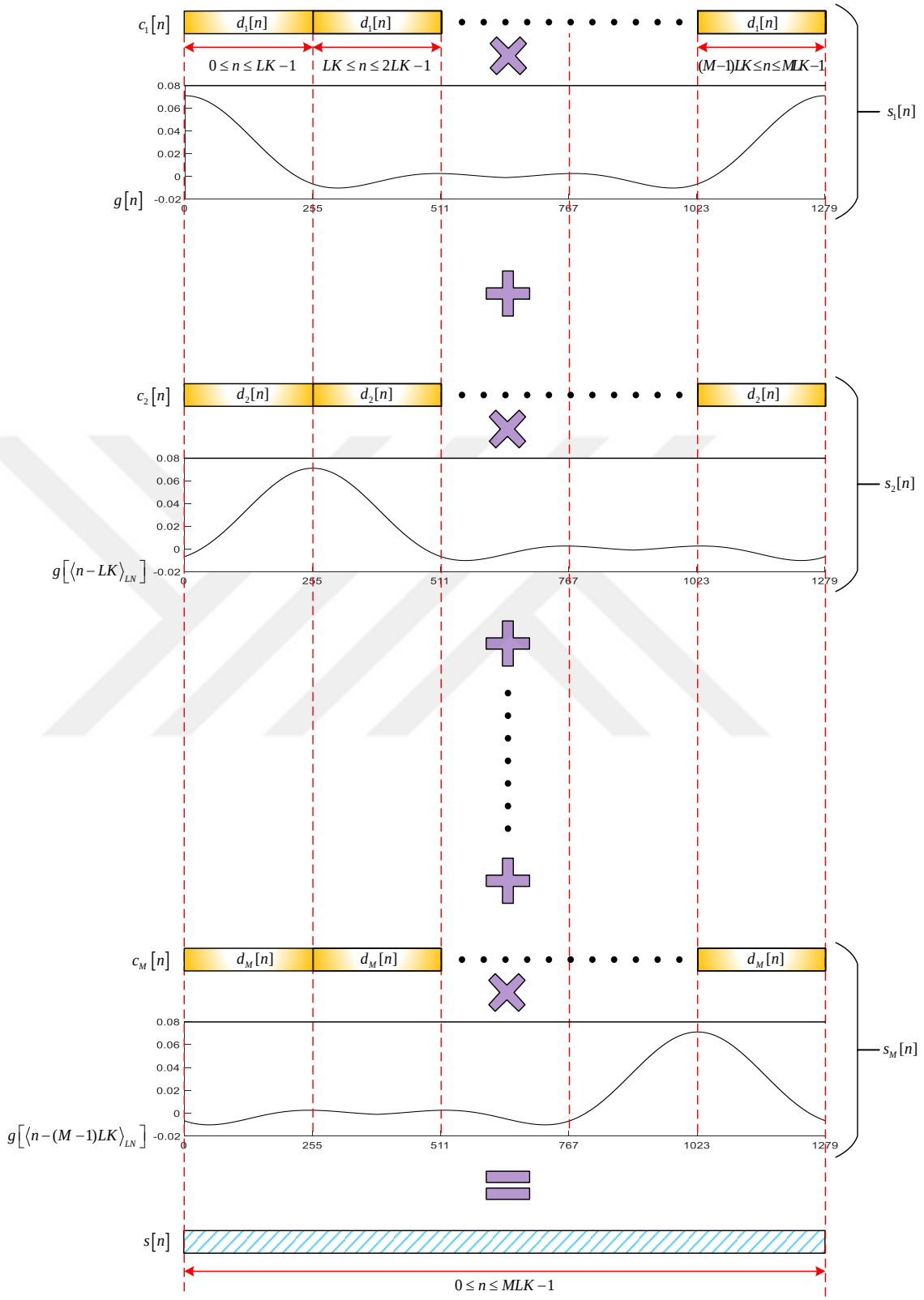
$$c_m[n]=\left[\overbrace{\left[d_m[0],d_m[1],...,d_m[LK-1]\right]}^{1},\overbrace{\left[d_m[0],d_m[1],...,d_m[LK-1]\right]}^{2}\right.$$
$$\left.,\ldots,\overbrace{\left[d_m[0],d_m[1],...,d_m[LK-1]\right]}^{M}\right] \quad , \quad 0\le n\le MLK-1 \tag{2.39}$$

Sıralama işleminin ardından, $s[n]$ iletim sinyali aşağıdaki gibi elde edilir:

$$s[n]=\sum_{m=1}^{M}g\left[\left\langle n-(m-1)LK\right\rangle_{LN}\right]c_m[n] \quad , \quad 0\le n\le MLK-1 \quad , \quad 1\le m\le M \tag{2.40}$$

LC-GFDM sisteminde, vericide gerçekleştirilen sinyal üretim işleminin görsel açıklaması Şekil 2.6'da verilmiştir. Sonuç olarak, $s[n]$ iletim sinyali için PAPR tanımlaması aşağıdaki gibi yapılır:

$$PAPR\left(s[n]\right)=10\log_{10}\frac{\max\limits_{0\le n\le MLK-1}\left[\left|s[n]\right|^2\right]}{E\left[\left|s[n]\right|^2\right]}\left(dB\right) \tag{2.41}$$



Şekil 2.6. LC-GFDM sisteminde iletim sinyali üretimi (K = 32, L = 8, M = 5, prototip filtre: kök yükseltilmiş kosinüs (rrc) fitresi, yuvarlanma faktörü (α) = 0.5).

2.3.3. LC-GFDM Dalga Formu için Geliştirilen PAPR Düşürme Teknikleri

2.3.3.1. Birikimli Sembol Optimizasyon Tabanlı PTS (CSO-PTS) Tekniği

CSO-PTS tekniğinde, GFDM sembolleri sırayla optimize edilmektedir. Ancak, diğer semboller dikkate alınmadan her bir sembolün bireysel olarak optimize edildiği geleneksel PTS yönteminden farklı olarak, her bir GFDM sembolü kendisinden önce optimize edilmiş olan sembollerin toplamı da hesaba katılarak optimize edilmektedir. Böylelikle, LC-GFDM vericisine özgü sembollerin toplanması işlemi nedeniyle, toplam iletim sinyalinde meydana gelen PAPR büyümesinin PTS yönteminde neden olduğu performans kaybını önlemek mümkün hale gelmektedir. Örneğin 3. GFDM sembolü optimize edilirken, daha önce optimize edilmiş olan 1. ve 2. GFDM sembollerinin toplamı da hesaba katılmaktadır. Sıra 4. GFDM sembolüne geldiğinde ise, bir önceki adımda optimize edilmiş olan 3. GFDM sembolü, 1. ve 2. optimize edilmiş GFDM sembollerinin toplamına eklenip elde edilen sinyal 4. GFDM sembolü optimize edilirken hesaba katılır. Her bir adımda, bir sonraki GFDM sembolünü optimize etmek için hesaba katılacak olan sembol sayısı kümülatif olarak artar. Sıra sonuncu GFDM sembolüne geldiğinde ise, kendisi hariç geriye kalan optimize edilmiş bütün GFDM sembollerinin toplamı hesaba katılarak optimizasyon işlemi gerçekleştirilir. PAPR düşürme işlemi boyunca GFDM sembollerinin kümülatif bir şekilde hesaba katılması sayesinde, sonuncu adımın ardından elde edilen toplam iletim sinyalinin PAPR değeri, klasik PTS yöntemine oranla çok daha etkili bir şekilde düşürülebilmektedir. CSO-PTS tekniği kullanılarak LC-GFDM iletim sinyalinde gerçekleştirilen PAPR düşürme işlemi, aşağıda adım adım ayrıntılı bir şekilde açıklanmıştır [90]:

Adım 1:

İlk olarak, $c_1[n]$'in $g[n]$ ile filtrelenmesi sonucu elde edilen birinci GFDM sembolü $s_1[n]$ optimize edilir. Bu amaçla, öncelikle *K* tane QAM sembolünden oluşan birinci veri dizisi $d_1 = \left[d_{0,1}, d_{1,1}, ..., d_{K-1,1} \right]$, *V* ayrı alt bloğa $d_1^{(v)}$, $0 \le v \le V-1$ ayrılır. Sonrasında alt blok vektörleri, sırasıyla üst örnekleme ve IFFT işlemlerine tabi tutulur. Bu işlemlerden sonra, birinci veri dizisine ait olan *v*. alt blok vektörü aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$d_1^{(v)}[n] = \left[d_1^{(v)}[0], d_1^{(v)}[1], ..., d_1^{(v)}[LK-1] \right] \quad , \quad v = 0,1,...,V-1 \quad , \quad 0 \le n \le LK-1 \qquad (2.42)$$

Daha sonra, birinci veri dizisine ait alt bloklar $b_1^{(v)} = \left[b_1^{(0)}, b_1^{(1)}, ..., b_1^{(V-1)} \right]$ faz dizisi ile çarpılarak faz rotasyon işlemi gerçekleştirilir. Söz konusu faz dizileri, $b_m^{(v)} \in \{-1, +1\}$ olacak şekilde rastgele üretilmektedir. Son olarak, alt bloklar toplanıp aşağıdaki faz döndürülmüş birinci veri dizisi elde edilir:

$$d_1^{'}[n] = \sum_{v=0}^{V-1} b_1^{(v)} d_1^{(v)}[n] \quad , \quad 0 \le n \le LK - 1 \tag{2.43}$$

Adım 2:

$d_1^{'}[n]$ dizisinin *M* tane kopyası, zaman domeninde aşağıdaki gibi sıralanır:

$$c_1^{'}[n] = \left[\overbrace{\left[d_1^{'}[0], d_1^{'}[1], ..., d_1^{'}[LK-1] \right]}^{1}, \overbrace{\left[d_1^{'}[0], d_1^{'}[1], ..., d_1^{'}[LK-1] \right]}^{2} \right.$$
$$\left. , \ldots , \overbrace{\left[d_1^{'}[0], d_1^{'}[1], ..., d_1^{'}[LK-1] \right]}^{M} \right] \quad , \quad 0 \le n \le MLK - 1 \tag{2.44}$$

Adım 3:

Sıralama işleminin ardından, birinci GFDM sembolü aşağıdaki gibi elde edilir:

$$s_1^{'}[n] = g[n] c_1^{'}[n] \quad , \quad 0 \le n \le MLK - 1 \tag{2.45}$$

Adım 4:

Sonrasında, birinci sembol $s_1^{'}[n]$ için optimum faz faktörü dizisi aşağıdaki gibi bulunur:

$${}^{*}b_1^{(v)} = \arg \min_{b_1^{(v)}} \left\{ \max_{0 \le n \le MLK-1} \left| s_1^{'}[n] \right|^2 \right\} \tag{2.46}$$

Adım 5:

Birinci sembol için elde edilen ${}^{*}b_1^{(v)}$ optimum faz faktörü dizisi kullanılarak optimize edilmiş birinci GFDM sembolü $s_1^{*}[n]$ aşağıdaki gibi elde edilir:

$$d_1^*[n] = \sum_{v=0}^{V-1} {}^*b_1^{(v)} d_1^{(v)}[n] \quad , \quad 0 \le n \le LK-1 \tag{2.47}$$

$$c_1^*[n] = \left[\overbrace{\left[d_1^*[0], d_1^*[1], ..., d_1^*[LK-1] \right]}^{1}, \overbrace{\left[d_1^*[0], d_1^*[1], ..., d_1^*[LK-1] \right]}^{2} \right.$$
$$\left. , \ldots , \overbrace{\left[d_1^*[0], d_1^*[1], ..., d_1^*[LK-1] \right]}^{M} \right] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.48}$$

$$s_1^*[n] = g[n] c_1^*[n] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.49}$$

Adım 6:

$c_2^{'}[n]$'yi elde edebilmek için, Adım 1 ve Adım 2'de gerçekleştirilen işlemler ikinci veri dizisi $d_2 = \left[d_{0,2}, d_{1,2}, ..., d_{K-1,2} \right]$ için de tekrarlanır. Daha sonra, ikinci GFDM sembolü $s_2^{'}[n]$, aşağıdaki gibi elde edilir:

$$s_2^{'}[n] = g\left[\langle n - LK \rangle_{LN} \right] c_2^{'}[n] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.50}$$

Adım 7:

Optimize edilmiş birinci sembol $s_1^*[n]$ dikkate alınarak, ikinci GFDM sembolü $s_2^{'}[n]$ için optimum faz faktörü dizisi aşağıdaki gibi elde edilir:

$${}^*b_2^{(v)} = \arg \min_{b_2^{(v)}} \left\{ \max_{0 \le n \le MLK-1} \left| s_1^*[n] + s_2^{'}[n] \right|^2 \right\} \tag{2.51}$$

Adım 8:

${}^*b_2^{(v)}$'nin elde edilmesinin ardından, $s_1^*[n]$'in elde edilmesi için Adım 5'te gerçekleştirilen işlemler bu kez optimize edilmiş ikinci GFDM sembolü $s_2^*[n]$'yi elde etmek için yerine getirilir:

$$d_2^*[n] = \sum_{v=0}^{V-1} {}^*b_2^{(v)} d_2^{(v)}[n] \quad , \quad 0 \le n \le LK-1 \tag{2.52}$$

$$c_2^*[n] = \Bigg[\overbrace{\left[d_2^*[0], d_2^*[1], ..., d_2^*[LK-1] \right]}^{1}, \overbrace{\left[d_2^*[0], d_2^*[1], ..., d_2^*[LK-1] \right]}^{2} , \ldots , \overbrace{\left[d_2^*[0], d_2^*[1], ..., d_2^*[LK-1] \right]}^{M} \Bigg] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.53}$$

$$s_2^*[n] = g\left[\left\langle n - LK \right\rangle_{LN} \right] c_2^*[n] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.54}$$

Adım 9:

Sembollerin optimizasyonu işlemi, *M*. sembole kadar devam eder. *M*. sembolün optimum faz faktörü ise aşağıdaki gibi bulunur:

$${}^*b_M^{(v)} = \arg \min_{b_M^{(v)}} \left\{ \max_{0 \le n \le MLK-1} \left| \sum_{m=1}^{M-1} s_m^*[n] + s_M^{'}[n] \right|^2 \right\} \tag{2.55}$$

Burada $s_M^{'}[n]$, aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$s_M^{'}[n] = g\left[\left\langle n - (M-1)LK \right\rangle_{LN} \right] c_M^{'}[n] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.56}$$

Adım 10:

Son olarak, minimum PAPR'lı LC-GFDM iletim sinyali aşağıdaki gibi elde edilir:

$$s^*[n] = \sum_{m=1}^{M} g\left[\left\langle n - (m-1)LK \right\rangle_{LN} \right] c_m^*[n] = \sum_{m=1}^{M} s_m^*[n] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.57}$$

2.3.3.2. Birikimli Sembol Optimizasyon Tabanlı SLM (CSO-SLM) Tekniği

Klasik SLM tekniğinde PAPR düşürme işlemi gerçekleştirilirken, klasik PTS tekniğinde olduğu gibi, semboller arası etkileşim dikkate alınmadan, her bir sembol diğer sembollerden bağımsız bir şekilde optimize edilmektedir. Ancak, PAPR değerleri düşürülen sembollerin LC-GFDM iletim sinyali elde edilirken toplanması, toplam sinyalde yeniden PAPR büyümesine yol açmaktadır. Bu da, klasik SLM yönteminin LC-GFDM sistemindeki PAPR düşürme performansını olumsuz yönde etkilemektedir. Bu nedenle, sembollerin toplanması işleminin PAPR düşürme performansına olan negatif etkisinin ortadan kaldırılması amacıyla geliştirilen birikimli sembol optimizasyon prosedürü, klasik SLM yöntemine de uygulanmış olup, CSO-SLM olarak adlandırılan yeni bir PAPR düşürme stratejisi geliştirilmiştir. Söz konusu modifikasyonla birlikte geleneksel SLM yöntemi, LC-GFDM sistemine çok daha uyumlu hale gelerek, PAPR düşürme performansı artmıştır. CSO-SLM stratejisine ait işlem adımları aşağıda verilmiştir:

Adım 1:

Öncelikle ilk GFDM sembolü $s_1[n]$ optimize edilir. Bu amaçla ilk olarak, K tane QAM sembolünden oluşan ilk veri dizisi $d_1 = \left[d_{0,1}, d_{1,1}, ..., d_{K-1,1} \right]$ için rastgele U farklı faz dizisi üretilir. Birinci veri dizisi için üretilen faz dizileri aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$b_1^{(u)} = \left[b_{0,1}^{(u)}, b_{1,1}^{(u)}, ..., b_{K-1,1}^{(u)} \right] \quad , \qquad u = 0,1,...,U-1 \tag{2.58}$$

Burada $b_m^{(u)} \in \{-1,+1\}$ olduğu unutulmamalıdır. Sonrasında d_1 vektörü, kendisi için üretilen faz dizileri ile aşağıdaki gibi çarpılır:

$$\begin{aligned} d_1^{(u)} &= \left[d_{0,1} \cdot b_{0,1}^{(u)}, d_{1,1} \cdot b_{1,1}^{(u)}, ..., d_{K-1,1} \cdot b_{K-1,1}^{(u)} \right] \\ &= \left[d_{0,1}^{(u)}, d_{1,1}^{(u)}, ..., d_{K-1,1}^{(u)} \right] \end{aligned} \tag{2.59}$$

Burada $d_1^{(u)}$, u. faz dizisi ile d_1 vektörünün çarpımı sonucu elde edilmiş olan faz döndürülmüş veri dizisidir. Elde edilen $d_1^{(u)}$ veri dizisinin üst örneklenmiş zaman domeni versiyonu aşağıdaki gibi elde edilir:

$$d_1^{(u)}[n] = \frac{1}{\sqrt{K}} \sum_{k=0}^{K-1} d_{k,1}^{(u)} e^{\frac{j2\pi kn}{LK}} \quad , \quad 0 \le n \le LK-1 \quad , \quad u = 0,1,...,U-1 \tag{2.60}$$

Adım 2:

$d_1^{(u)}[n]$ dizisinin M tane kopyası alınarak, ilgili kopyalar zaman domeninde yan yana aşağıdaki gibi sıralanır:

$$c_1^{(u)}[n] = \left[\overbrace{\left[d_1^{(u)}[0], d_1^{(u)}[1], ..., d_1^{(u)}[LK-1] \right]}^{1}, \overbrace{\left[d_1^{(u)}[0], d_1^{(u)}[1], ..., d_1^{(u)}[LK-1] \right]}^{2} \right.$$
$$\left. , \ldots , \overbrace{\left[d_1^{(u)}[0], d_1^{(u)}[1], ..., d_1^{(u)}[LK-1] \right]}^{M} \right] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.61}$$

Adım 3:

Sıralama işlemi tamamlandıktan sonra elde edilen $c_1^{(u)}[n]$ vektörü filtrelenerek ilk GFDM sembolü aşağıdaki gibi elde edilir:

$$s_1^{(u)}[n] = g[n] c_1^{(u)}[n] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.62}$$

Adım 4:

Daha sonra, aşağıdaki işlem yardımıyla birinci sembol için optimum faz dizisi bulunur:

$$b_1^* = \arg \min_{b_1^{(u)}} \left\{ \max_{0 \le n \le MLK-1} \left| s_1^{(u)}[n] \right|^2 \right\} \tag{2.63}$$

Adım 5:

İlk sembol için elde edilen optimum faz dizisi b_1^* , optimize edilmiş ilk GFDM sembolü $s_1^*[n]$ 'nin elde edilmesinde kullanılır:

$$d_1^* = \left[d_{0,1} \cdot b_{0,1}^*,\ d_{1,1} \cdot b_{1,1}^*, ..., d_{K-1,1} \cdot b_{K-1,1}^* \right] \\ = \left[d_{0,1}^*,\ d_{1,1}^*, ..., d_{K-1,1}^* \right] \tag{2.64}$$

$$d_1^*[n] = \frac{1}{\sqrt{K}} \sum_{k=0}^{K-1} d_{k,1}^* e^{\frac{j2\pi kn}{LK}} \quad , \quad 0 \le n \le LK-1 \tag{2.65}$$

$$c_1^*[n] = \left[\overbrace{\left[d_1^*[0], d_1^*[1], ..., d_1^*[LK-1] \right]}^{1}, \overbrace{\left[d_1^*[0], d_1^*[1], ..., d_1^*[LK-1] \right]}^{2} \right. \\ \left. , \ldots , \overbrace{\left[d_1^*[0], d_1^*[1], ..., d_1^*[LK-1] \right]}^{M} \right] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.66}$$

$$s_1^*[n] = g[n] c_1^*[n] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.67}$$

Adım 6:

Adım 1 ve Adım 2'de birinci veri dizisi için gerçekleştirilen işlemler, ikinci veri dizisi $d_2 = \left[d_{0,2}\ ,\ d_{1,2}\ , ..., d_{K-1,2} \right]$ için de tekrarlanarak $c_2^{(u)}[n]$ elde edilir. Ardından $c_2^{(u)}[n]$ vektörüne aşağıdaki işlem uygulanarak, ikinci GFDM sembolü $s_2^{(u)}[n]$ elde edilir:

$$s_2^{(u)}[n] = g\left[\left\langle n - LK \right\rangle_{LN} \right] c_2^{(u)}[n] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.68}$$

Adım 7:

İkinci GFDM sembolü $s_2^{(u)}[n]$ için optimum faz dizisi, optimize edilmiş birinci sembol $s_1^*[n]$ de hesaba katılarak aşağıdaki gibi bulunur:

$$b_2^* = \arg \min_{b_2^{(u)}} \left\{ \max_{0 \le n \le MLK-1} \left| s_1^*[n] + s_2^{(u)}[n] \right|^2 \right\} \tag{2.69}$$

Adım 8:

b_2^* kullanılarak optimize edilmiş ikinci GFDM sembolü $s_2^*[n]$ aşağıdaki gibi elde edilir:

$$\begin{aligned} d_2^* &= \left[d_{0,2} \cdot b_{0,2}^*,\ d_{1,2} \cdot b_{1,2}^*, ..., d_{K-1,2} \cdot b_{K-1,2}^* \right] \\ &= \left[d_{0,2}^*,\ d_{1,2}^*, ..., d_{K-1,2}^* \right] \end{aligned} \tag{2.70}$$

$$d_2^*[n] = \frac{1}{\sqrt{K}} \sum_{k=0}^{K-1} d_{k,2}^* e^{\frac{j2\pi kn}{LK}} \quad , \quad 0 \le n \le LK-1 \tag{2.71}$$

$$\begin{aligned} c_2^*[n] = \Bigg[& \overbrace{\left[d_2^*[0], d_2^*[1], ..., d_2^*[LK-1] \right]}^{1}, \overbrace{\left[d_2^*[0], d_2^*[1], ..., d_2^*[LK-1] \right]}^{2} \\ & , \ldots , \overbrace{\left[d_2^*[0], d_2^*[1], ..., d_2^*[LK-1] \right]}^{M} \Bigg] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \end{aligned} \tag{2.72}$$

$$s_2^*[n] = g\left[\left\langle n - LK \right\rangle_{LN} \right] c_2^*[n] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.73}$$

Adım 9:

GFDM sembolleri bu şekilde *M*. sembole kadar sırayla optimize edilir. *M*. sembol için optimum faz dizisi ise, (*M*−1). sembole kadar optimize edilmiş bütün GFDM sembollerinin toplamı da hesaba katılarak aşağıdaki gibi bulunur:

$$b_M^* = \arg \min_{b_M^{(u)}} \left\{ \max_{0 \le n \le MLK-1} \left| \sum_{m=1}^{M-1} s_m^*[n] + s_M^{(u)}[n] \right|^2 \right\} \tag{2.74}$$

Burada *M*. GFDM sembolüne karşılık gelen $s_M^{(u)}[n]$, aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$s_M^{(u)}[n] = g\left[\left\langle n - (M-1)LK \right\rangle_{LN} \right] c_M^{(u)}[n] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.75}$$

Adım 10:

Minimize edilmiş PAPR değerine sahip nihai LC-GFDM iletim sinyali aşağıdaki gibi elde edilir:

$$s^*[n] = \sum_{m=1}^{M} g\left[\left\langle n-(m-1)LK\right\rangle_{LN}\right] c_m^*[n]$$
$$= \sum_{m=1}^{M} s_m^*[n] \quad , \quad 0 \le n \le MLK-1 \tag{2.76}$$

2.4. UFMC Dalga Formunda PAPR Düşürme

2.4.1. Sistem Açıklaması

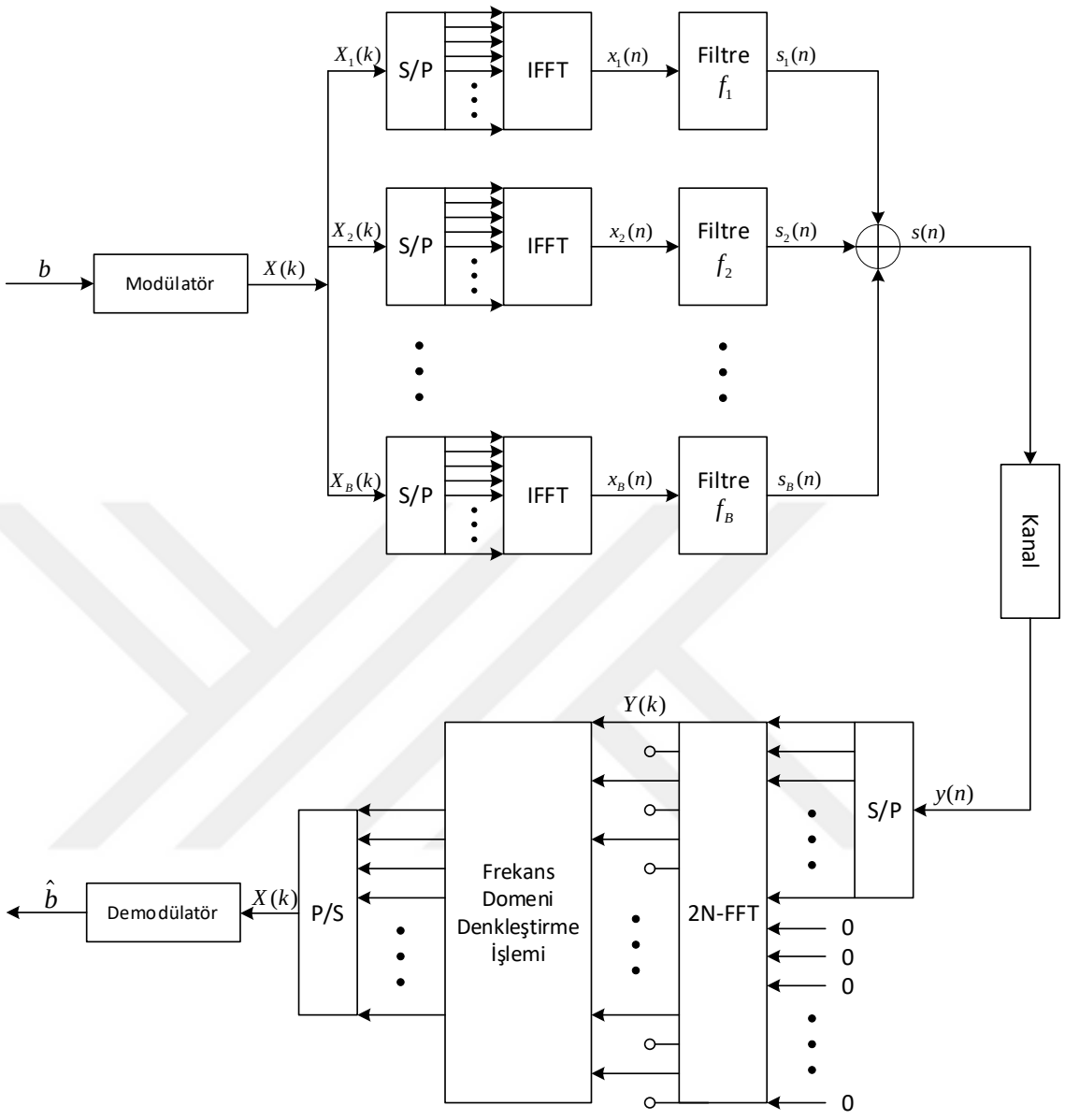
UFMC sisteminde bilgi verisinden iletim sinyalinin üretilmesi ve alıcıya gelen sinyalden tekrardan bilgi verisinin elde edilmesi için sırasıyla vericide ve alıcıda gerçekleştirilen işlemlerin yer aldığı blok diyagram Şekil 2.7'de verilmiştir [17-21]. Şekilden de açıkça görüleceği üzere, ilk olarak bilgi bitlerinin QAM sembollerine dönüştürülmesiyle işe başlanır. Ardından $X(k)$ ile ifade edilen N boyutlu QAM sembol vektörü, eşit uzunlukta B farklı bölüme ayrıldıktan sonra, her biri N / B uzunlukta olan vektör kesitleri, birbirleriyle çakışmayacak şekilde B farklı alt banda yerleştirilir. Her biri N boyutlu olan $X_b(k)$ alt bant vektörlerini oluşturmak için gerçekleştirilen söz konusu sembol tahsis işlemi aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$X_b(k) = \begin{cases} X(k), & (b-1)(N/B) \le k \le b(N/B)-1 \ \ ise \\ 0, & diğer\ k\ değerleri\ için \end{cases} \tag{2.77}$$

$$k = 0,1,\ldots,N-1; \quad b = 1,2,\ldots,B$$

Burada k ve N, alt taşıyıcı indisi ve toplam alt taşıyıcı sayısını ifade ederken, b ve B, sırasıyla alt bant indisi ve toplam alt bant sayısını belirtmektedir. Alt bantlara ayırma işleminin tamamlanmasının ardından, her bir alt bant vektörüne IFFT işlemi uygulanır:

$$x_b(n) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_b(k) e^{\frac{j2\pi kn}{N}} \quad , \quad 0 \le n \le N-1; \quad 1 \le b \le B \tag{2.78}$$



Şekil 2.7. UFMC sistemine ait blok diyagram.

IFFT işlemi sonucu elde edilen zaman domeni alt bant sinyalleri, alt bant filtreleri vasıtasıyla filtrelenir. Söz konusu filtreleme işlemini yerine getirmek için, her bir alt bant sinyali, kendisiyle aynı alt bantta yer alan filtrenin sonlu dürtü cevabı ile aşağıdaki gibi konvolüsyon işlemine tabi tutulur:

$$s_b(n) = x_b(n) * f_b(n), \quad 0 \le n \le N + L_f - 1; \quad 1 \le b \le B \tag{2.79}$$

Burada $s_b(n)$, alt bant b'de yer alan filtrelenmiş sinyale karşılık gelirken L_f, filtreleme işleminden dolayı alt bant sinyallerinde meydana gelen uzunluk artışını ifade etmektedir.

$f_b(n)$ ise, $x_b(n)$ sinyalinin filtrelenmesi için alt bant b'de kullanılan filtreye ait L_f uzunluklu sonlu dürtü cevabını temsil etmektedir. Filtreleme işlemleri de tamamlandıktan sonra, filtre çıkışlarından elde edilen sinyaller birbirleriyle toplanarak UFMC iletim sinyali aşağıdaki gibi elde edilir:

$$s(n) = \sum_{b=1}^{B} s_b(n) \quad , \qquad 0 \le n \le N + L_f - 1 \tag{2.80}$$

Elde edilen iletim sinyali alıcıya ulaştığında ise, ilk olarak sıfır ekleme işlemi gerçekleştirilip alınan sinyalin uzunluğu $2N$'ye tamamlanır. Ardından $2N$ boyutlu FFT işlemi uygulanarak, sıfır eklenmiş sinyal zaman domeninden frekans domenine dönüştürülür. FFT işlemi sonucu elde edilen $0,1,\ldots,2N-1$ indis değerlerine sahip toplam $2N$ tane karmaşık değerden çift indisli olanlar alınırken, taşıyıcılar arası girişim içeren tek indisli örnekler atılır. Son işlemle birlikte $2N$ uzunluğundan N uzunluğuna düşürülen veri dizisi, frekans domeni denkleştirme işlemi vasıtasıyla filtreleme işleminin sebep olduğu bozucu etkilerden arındırılır. Son olarak denkleştirilmiş semboller QAM demodülasyonuna tabi tutularak orijinal bilgi verisi tekrardan elde edilir [17-21].

2.4.2. PAPR Tanımlaması

Ayrık zamanlı iletim sinyallerinde gerçeğe yakın ve tutarlı PAPR sonuçları elde edebilmek için, N uzunluklu alt bant vektörlerinin aşağıdaki gibi L faktörlü üst örneklenmiş zaman domeni versiyonlarının elde edilmesi gerekmektedir:

$$x_b(n) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_b(k) e^{\frac{j2\pi kn}{LN}} \quad , \quad 0 \le n \le LN-1; \quad 1 \le b \le B \tag{2.81}$$

IFFT çıkışlarından elde edilen alt bant sinyallerinin her biri filtrelenip toplandıktan sonra UFMC çıkışından elde edilen iletim sinyali aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$s(n) = \sum_{b=1}^{B} x_b(n) * f_b(n) \quad , \qquad 0 \le n \le LN + L_f - 1 \tag{2.82}$$

Son olarak, elde edilen iletim sinyali için PAPR tanımlaması aşağıdaki gibi yapılır:

$$PAPR\left(s(n)\right)=10\log_{10}\frac{\max\limits_{0\le n\le LN+L_f-1}\left[\left|s(n)\right|^2\right]}{E\left[\left|s(n)\right|^2\right]}\left(dB\right) \tag{2.83}$$

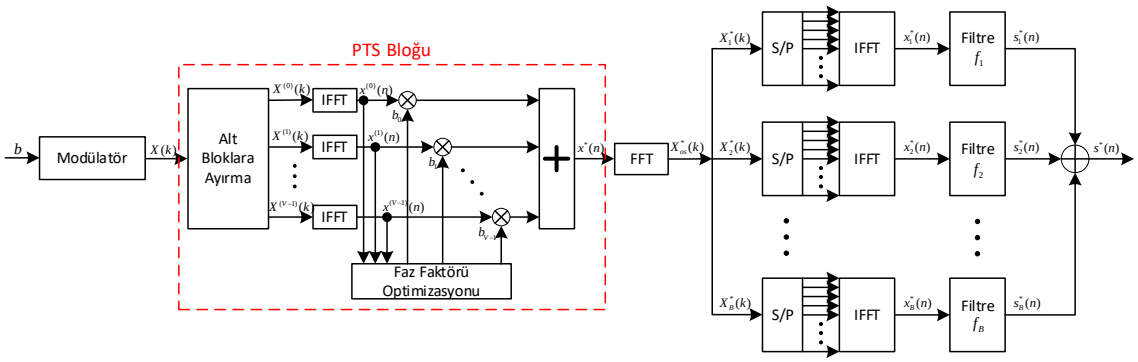
2.4.3. UFMC Dalga Formunda PTS Yöntemi ile PAPR Düşürme İşlemi

Şekil 2.8'de, PTS bloğunun UFMC vericisine nasıl entegre edildiği gösterilmektedir [132]. Şekilde de açıkça belirtilmiş olduğu gibi, PTS bloğuna ait işlemlere geçmeden önce, ikili bitlerden oluşan veri dizisi modülasyon işlemine tabi tutularak aşağıdaki gibi tanımlanan QAM sembol vektörü elde edilir:

$$X(k)=\left[X(0),\ X(1),...,X(N-1)\right] \tag{2.84}$$

Daha sonra, $X(k)$ vektörü ile temsil edilen QAM sembol dizisi, V farklı alt bloğa ayrılarak PTS yöntemine ait ilk işlem uygulamaya konulur. Alt bloklara ayırma işlemi, oluşturulacak olan V farklı alt blok vektörünün toplamı $X(k)$ vektörüne eşit olacak şekilde gerçekleştirilir:

$$X(k)=\sum_{v=0}^{V-1}X^{(v)}(k)\quad,\qquad 0\le k\le N-1 \tag{2.85}$$



Şekil 2.8. PTS yönteminin UFMC vericisine entegrasyonu.

Burada v alt blok indisini belirtirken, $X^{(v)}(k)$ ile v. alt blok vektörü ifade edilmektedir. Bir sonraki adımda ise, L faktörlü üst örnekleme işlemini yerine getirmek için her bir alt blok vektörünün başına ve sonuna $(L-1)N/2$ adet sıfır eklenir:

$$X_{os}^{(v)}(k)=\left[\underbrace{0,0,...,0}_{(L-1)N/2},\ \underbrace{X^{(v)}(0),X^{(v)}(1),...,X^{(v)}(N-1)}_{N},\ \underbrace{0,0,...,0}_{(L-1)N/2}\right] \tag{2.86}$$

Burada $X_{os}^{(v)}(k)$, her birine toplam $(L-1)N$ tane sıfır eklenerek uzunlukları N'den LN'ye kadar artırılmış olan alt blok vektörlerini ifade etmektedir. Ardından her bir $X_{os}^{(v)}(k)$ vektörü IFFT işlemine tabi tutularak, alt blok vektörlerinin üst örneklenmiş zaman domeni versiyonları elde edilir:

$$\begin{aligned} x^{(v)}(n)&=\left[x^{(v)}(0),\ x^{(v)}(1),...,x^{(v)}(LN-1)\right] \\ &=IFFT\left(X_{os}^{(v)}(k)\right)\ ,\ 0\le v\le V-1\ ,\ 0\le n\le LN-1 \end{aligned} \tag{2.87}$$

Söz konusu IFFT işlemlerinin tamamlanmasıyla birlikte, faz rotasyon işlemi için yapılan hazırlıklar da tamamlanmış olur. Artık bu andan itibaren, optimum faz dizisi arayışı başlatılabilir. Bu amaçla ilk olarak, *SN* parametresi ile sembolize edilen toplam araştırma sayısı belirlenir. Sonrasında, her biri *V* uzunluğunda olan *SN* farklı rastgele faz dizisi üretilir. Söz konusu faz dizileri aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$b_i^{(v)}=\left[b_i^{(0)},\ b_i^{(1)},...,\ b_i^{(V-1)}\right]\quad ,\quad i=1,2,...,SN \tag{2.88}$$

Burada $b_i^{(v)}\in\{-1,+1\}$, $0\le v\le V$ olacak şekilde her bir faz faktörü ya -1 ya da $+1$ değeri alabilmektedir. Daha sonra, alt blok vektörleri, rastgele üretilmiş *SN* farklı $b_i^{(v)}$ dizisiyle çarpılıp her bir çarpımın hemen ardından toplanarak PTS çıkışından *SN* farklı aday sinyal elde edilir:

$$x_i(n)=\sum_{v=0}^{V-1}b_i^{(v)}x^{(v)}(n)\ ,\qquad 0\le n\le LN-1;\quad i=1,2,...,SN \tag{2.89}$$

Burada $x_i(n)$, *i*. faz dizisi $b_i^{(v)}$ kullanılarak PTS çıkışından elde edilmiş olan *i*. aday sinyale karşılık gelmektedir. *SN* adet rastgele denemenin ardından, minimum tepe gücü değerine sahip en iyi $x_i(n)$ aday sinyalinin elde edilmesini sağlayan $b_i^{(v)}$ dizisi, $b_*^{(v)}$ şeklinde sembolize edilen optimum faz dizisi olarak tayin edilir. *SN* farklı faz

kombinasyonu arasından optimum $b_i^{(v)}$ dizisinin belirlenmesi işlemi, "arg min $\{\cdot\}$" operatöründen faydalanarak matematiksel olarak aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$b_*^{(v)} = \arg \min_{b_i^{(v)}} \left\{ \max_{0 \le n \le LN-1} \left[\left| \sum_{v=0}^{V-1} b_i^{(v)} x^{(v)}(n) \right|^2 \right] \right\} \tag{2.90}$$

Sonrasında, Denklem (2.90)'da elde edilen optimum faz dizisi kullanılarak, PTS tabanlı optimize edilmiş sinyal PTS bloğu çıkışından aşağıdaki gibi elde edilir:

$$x^*(n) = \sum_{v=0}^{V-1} b_*^{(v)} x^{(v)}(n) \ , \qquad 0 \le n \le LN-1 \tag{2.91}$$

PTS çıkışından elde edilmiş olan optimize edilmiş sinyalin zaman domeninde olması ve zaman domenindeki bir sinyalin UFMC alt bantlarına tahsisinin mümkün olmaması sebebiyle, PTS ve UFMC blokları arasına fazladan bir FFT bloğu yerleştirilmiştir. Böylelikle, PTS tabanlı optimize edilmiş sinyali zaman domeninden frekans domenine dönüştürerek UFMC bloğu girişine adapte etmek mümkün hale gelmiştir. Optimize edilmiş $x^*(n)$ sinyalinin alt bantlara tahsisini mümkün kılan FFT işlemi aşağıdaki gibi gerçekleştirilmektedir:

$$FFT\left(x^*(n)\right) = X_{os}^*(k) = \left[\underbrace{0,0,...0}_{(L-1)N/2}, \underbrace{X^*(0), X^*(1), ..., X^*(N-1)}_{N}, \underbrace{0,0,...,0}_{(L-1)N/2} \right] \tag{2.92}$$

Söz konusu FFT işlemi sonucunda, faz döndürülmüş optimum veri dizisine karşılık gelen $X^*(k)$, $k = 0,1,...,N-1$ vektörünün sıfır eklenmiş hali olan $X_{os}^*(k)$ vektörü elde edilmiştir. FFT çıkışında LN uzunluklu $X_{os}^*(k)$ vektörünün elde edilmesinin hemen ardından, ilgili vektör aşağıdaki gibi B farklı alt banda tahsis edilir:

$$X_b^*(k) = \begin{cases} X_{os}^*(k), & (L-1)N/2 + (b-1)(N/B) \le k \le (L-1)N/2 + b(N/B) - 1 \ \ ise \\ 0 \quad , & diğer\ k\ değerleri\ için \end{cases} \tag{2.93}$$

$$k = 0,1,...,LN-1; \qquad b = 1,2,...,B$$

Burada $X_b^*(k)$, *b.* alt bantta yer alan frekans domeni veri dizisine karşılık gelmektedir. Daha sonra, her biri *LN* uzunluğunda olan söz konusu veri dizilerine IFFT işlemi uygulanarak, $x_b^*(n)$ şeklinde ifade edilen zaman domeni alt bant sinyalleri elde edilir:

$$x_b^*(n) = IFFT\left(X_b^*(k)\right) \;, \quad 0 \le n \le LN-1; \quad 1 \le b \le B \tag{2.94}$$

Elde edilen alt bant sinyallerinin her biri döngüsel olarak uzatıldıktan sonra filtreleme işlemine geçilir. Döngüsel önek ekleme işlemi, orijinal UFMC sisteminde bulunmayan ancak istenildiği takdirde uygulanabilen opsiyonel bir işlem olup, bu tez çalışmasında UFMC için gerçekleştirilen PAPR düşürme çalışmalarında bu işleme de yer verilmiştir. Döngüsel önek ekleme işlemi ile birlikte her birinin uzunluğu $LN + L_{CP}$ değerine ulaşan alt bant sinyalleri tek tek filtrelendikten sonra birbirleriyle toplanarak, minimum PAPR'lı iletim sinyali UFMC çıkışından aşağıdaki gibi elde edilir:

$$s^*(n) = \sum_{b=1}^{B} x_b^*(n) * f_b(n) \;, \qquad 0 \le n \le LN + L_{CP} + L_f - 1 \tag{2.95}$$

Burada L_{CP}, döngüsel önek uzunluğunu ifade etmektedir. PTS yöntemi kullanılarak PAPR değeri minimize edilmiş olan UFMC iletim sinyalinin PAPR tanımlaması ise aşağıdaki gibi olacaktır:

$$PAPR\left(s^*(n)\right) = 10\log_{10}\frac{\max\limits_{0 \le n \le LN+L_{CP}+L_f-1}\left[\left|s^*(n)\right|^2\right]}{E\left[\left|s^*(n)\right|^2\right]}\left(dB\right) \tag{2.96}$$

2.4.4. UFMC Dalga Formu için Geliştirilen Zeki Optimizasyon Tabanlı PTS Teknikleri

Bu bölümde, UFMC dalga formu için geliştirilen DEHO-PTS, DCSA-PTS ve DIWO-PTS stratejileri sırasıyla ayrıntılı bir şekilde açıklanmıştır. Bu amaçla, geliştirilmiş olan her bir PAPR düşürme stratejisi için, öncelikle söz konusu stratejide faz optimizasyon işlemini gerçekleştirmek üzere ayrık hale getirilmiş olan zeki optimizasyon algoritmasının orijinal versiyonu tanıtılmıştır. Hemen ardından, ilgili zeki optimizasyon algoritmasının bu tez çalışmasında geliştirilmiş ayrık versiyonu kullanılarak elde edilen PAPR düşürme stratejisinin ayrıntılı bir sunumu gerçekleştirilmiştir.

2.4.4.1. Orijinal Fil Sürüsü Optimizasyon (EHO) Algoritması

Fil sürüsü optimizasyon (EHO) algoritması, fil sürülerinin doğada gözlemlenen sosyal davranışlarının vermiş olduğu ilham ile Wang ve arkadaşları tarafından 2015 yılında geliştirilmiştir [91]. EHO algoritması geliştirilirken, normalde çok daha karmaşık davranışlar sergilemelerine karşın, aşağıdaki idealleştirilmiş fil davranışları dikkate alınmıştır:

- Fil popülasyonu, her biri aynı sayıda fil içeren ve klan olarak adlandırılan alt grupların birleşiminden meydana gelir.
- Her bir klanda bir dişi fil, su ve yiyecek kaynakları ararken diğer klan üyelerine liderlik eder.
- Her bir jenerasyonda, belirli bir yaşa ulaşmış olan erkek fillerden bazıları, ait oldukları gruptan uzak farklı bölgelerde tek başlarına yaşamak için klanlarını terk ederler.

Standart EHO algoritması, sırasıyla klan güncelleme ve ayrılma olmak üzere iki fazdan oluşmaktadır [91-93]:

2.4.4.1.1. Klan Güncelleme Fazı

İlk olarak, rastgele başlangıç fil popülasyonu oluşturulur ve popülasyon üyeleri uygunluk değerlerine göre sıralanır. Daha sonra, oluşturulan başlangıç popülasyonu, her biri klan olarak isimlendirilen belirli sayıda gruplara ayrılır. Söz konusu klanlarda en iyi uygunluk değerine sahip olan bireyler, diğer klan üyelerine önderlik etmeleri için ana fil olarak tayin edilirler. c_i ile sembolize edilen i. klanın j. üyesi aşağıdaki denklem kullanılarak hareket ettirilir:

$$x_{yeni,c_i,j} = x_{c_i,j} + \alpha(x_{eniyi,c_i} - x_{c_i,j})r \tag{2.97}$$

Burada $x_{c_i,j}$ ve $x_{yeni,c_i,j}$, klan c_i'de yer alan j. filin sırasıyla eski ve yeni pozisyonuna karşılık gelirken x_{eniyi,c_i}, aynı klanda yer alan en iyi uygunluk değerine sahip ana fili temsil etmektedir. Denklem (2.97)'de, $\alpha \in [0,1]$ parametresi ile ana filin klan üyeleri üzerindeki

etkisi ayarlanabilmektedir. $r \in [0,1]$ ise düzgün dağılımlı rastgele üretilmiş bir sayıyı sembolize etmektedir. Denklem (2.97)'yi kullanarak x_{eniyi,c_i} pozisyonunu güncellemek olanaksız olduğundan dolayı, bu işlem için aşağıdaki denklem kullanılmaktadır:

$$x_{yeni,c_i} = \beta \cdot x_{merkez,c_i} \tag{2.98}$$

Burada $\beta \in [0,1]$ parametresi ile x_{merkez,c_i} pozisyonunun, x_{eniyi,c_i} için üretilen x_{yeni,c_i} pozisyonu üzerindeki etkisi ayarlanabilmektedir. Klan merkezine karşılık gelen x_{merkez,c_i}, *d*. boyut için aşağıdaki gibi hesaplanabilmektedir:

$$x_{merkez,c_i,d} = \frac{1}{n_{c_i}} \sum_{j=1}^{n_{c_i}} x_{c_i,j,d} \quad , \quad 1 \le d \le D \tag{2.99}$$

Burada *D*, optimize edilecek problemin çözüm uzayı boyutunu ifade etmektedir. *D*-boyutlu çözüm uzayı için *D*-uzunluklu pozisyon vektörleri kullanılmaktadır. $x_{c_i,j,d}$ ile, klan c_i içerisinde yer alan j. fil pozisyonunun *d*. boyutu ifade edilmektedir. n_{c_i} ise, klan c_i'de bulunan toplam fil sayısını belirtmektedir.

2.4.4.1.2. Ayrılma Fazı

Bölüm 2.4.4.1'de bahsedildiği gibi, yetişkinliğe ulaşan erkek bireylerden bazıları, farklı bölgelerde yalnız bir yaşama adım atmak üzere bağlı bulundukları klanlardan ayrılırlar. Erkek fillerin bu sosyal davranışları, EHO algoritmasının ayrılma fazında modellenmiştir. Bu fazda, her bir klanın en kötü uygunluk değerine sahip olan üyesi, ait olduğu klandan uzak bölgelere doğru hareket ettirilir. Bu işlem için aşağıdaki denklem kullanılır:

$$x_{enkötü,c_i} = x_{\min} + (x_{\max} - x_{\min} + 1)\, rand \tag{2.100}$$

Burada $x_{\max}$ ve $x_{\min}$, fillere ait pozisyon vektörlerinin sırasıyla üst ve alt sınır değerlerini belirtmektedir. *rand* ise [0,1] aralığında üretilen rastgele bir sayıyı ifade etmektedir. EHO algoritmasının sözde kodu Şekil 2.9'da verilmiştir [91-93].

Maksimum jenerasyon sayısını ifade eden *MakJen* parametresinin değerini belirle

Sayacı $t = 0$ değerine kur

Başlangıç fil pozisyonlarını oluştur

while ($t < MakJen$)

Filleri uygunluk değerleri bakımından sıraya koy

Sıraya konulan filleri klanlara (*nKlan*) ayır

for $i = 1 : nKlan$ // c_1'den c_{nKlan}'a kadar popülasyondaki bütün klanlar

for $j = 1 : n_{c_i}$ // 1'den n_{c_i} 'ye kadar klan c_i'deki bütün filler

$x_{c_i,j}$ 'yi Denklem (2.97) yardımıyla güncelle

if $x_{c_i,j} = x_{eniyi,c_i}$

$x_{c_i,j}$ 'yi Denklem (2.98) yardımıyla güncelle

end if

end for *j*

end for *i*

for $i = 1 : nKlan$ // c_1'den c_{nKlan}'a kadar popülasyondaki bütün klanlar

Klan c_i içerisinde yer alan en kötü uygunluk değerine sahip fil için Denklem (2.100) yardımıyla yeni bir pozisyon üret

end for *i*

Klanları yeniden birleştir

Yeni pozisyonların uygunluk değerlerini hesapla

$t = t + 1$

end while

return algoritma tarafından bulunan en iyi fil pozisyonu

Şekil 2.9. Fil sürüsü optimizasyon algoritmasının sözde kodu.

2.4.4.2. Ayrık Fil Sürüsü Optimizasyonu (DEHO) Tabanlı PTS Tekniği

Geleneksel PTS yönteminde $b_i^{(v)} = \left[b_i^{(0)}, b_i^{(1)}, ..., b_i^{(V-1)} \right]$, $i = 1, 2, ..., SN$ şeklinde ifade edilen faz dizilerinin optimizasyonu, ayrık bir optimizasyon problemi olup, aslen sürekli optimizasyon problemleri için geliştirilmiş olan EHO algoritmasının direk olarak bu probleme uygulanması mümkün değildir. Bu nedenle, söz konusu faz dizilerinin

optimizasyon işlemini gerçekleştirebilmek için, EHO algoritmasının DEHO olarak adlandırılan yeni bir ayrık versiyonu geliştirilerek PTS yöntemine entegre edilmiştir. Böylelikle DEHO-PTS olarak isimlendirilen yeni bir PAPR düşürme stratejisi elde edilmiştir. Söz konusu stratejide, optimize edilecek olan faz dizileri, fil pozisyonları şeklinde aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$b_p^{(v)} = \left[b_p^{(0)}, b_p^{(1)}, ..., b_p^{(V-1)} \right] \quad , \quad p = 1, 2, ..., P \tag{2.101}$$

Burada P, klanlara ayrılmadan önce fil popülasyonunda bulunan toplam fil sayısını belirtmektedir. Geliştirilmiş olan DEHO algoritması kullanılarak PTS yönteminde gerçekleştirilen faz dizisi optimizasyonunun adım adım açıklaması aşağıda verilmiştir [101]:

Adım 1: İlk olarak, Denklem (2.101)'de tanımı verilen pozisyon vektörlerinden rastgele P sayıda üreterek başlangıç fil popülasyonu oluşturulur.

Adım 2: Rastgele üretilen faz dizileri daha sonra aşağıda verilen uygunluk fonksiyonu kullanılarak değerlendirilir.

$$fit\left(b_p^{(v)}\right) = \max_{0 \le n \le LN-1} \left[\left| \sum_{v=0}^{V-1} b_p^{(v)} x^{(v)}(n) \right|^2 \right] \quad , \quad p = 1, 2, ..., P \tag{2.102}$$

Adım 3: Popülasyon üyeleri uygunluk değerlerine göre sıralandıktan sonra, klanlara ayırma işlemi gerçekleştirilir. Farklı klanlarda yer alan çözümler aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$b_{c,e}^{(v)} = \left[b_{c,e}^{(0)}, b_{c,e}^{(1)}, ..., b_{c,e}^{(V-1)} \right] \ , \ c = 1, 2, ..., C \ ; \ e = 1, 2, ..., E \tag{2.103}$$

Burada C, toplam klan sayısını belirtirken E, her bir klanda yer alan çözüm sayısını ifade etmektedir. C ile E'nin çarpımı, P ile sembolize edilen popülasyon boyutuna eşit olacaktır. Fil popülasyonu klanlara ayrılırken nasıl bir yol izlendiği, bir örnek üzerinden açıklanacak olursa, P = 9 ve C = 3 için klanlara ayırma işlemi aşağıdaki gibi gerçekleştirilmektedir:

$$\mathbf{Pop} = \begin{bmatrix} b_1^{(0)} & b_1^{(1)} & \cdots & b_1^{(V-1)} \\ b_2^{(0)} & b_2^{(1)} & \cdots & b_2^{(V-1)} \\ b_3^{(0)} & b_3^{(1)} & \cdots & b_3^{(V-1)} \\ b_4^{(0)} & b_4^{(1)} & \cdots & b_4^{(V-1)} \\ b_5^{(0)} & b_5^{(1)} & \cdots & b_5^{(V-1)} \\ b_6^{(0)} & b_6^{(1)} & \cdots & b_6^{(V-1)} \\ b_7^{(0)} & b_7^{(1)} & \cdots & b_7^{(V-1)} \\ b_8^{(0)} & b_8^{(1)} & \cdots & b_8^{(V-1)} \\ b_9^{(0)} & b_9^{(1)} & \cdots & b_9^{(V-1)} \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{cases} \mathbf{G_1} = \begin{bmatrix} b_1^{(0)} & b_1^{(1)} & \cdots & b_1^{(V-1)} \\ b_4^{(0)} & b_4^{(1)} & \cdots & b_4^{(V-1)} \\ b_7^{(0)} & b_7^{(1)} & \cdots & b_7^{(V-1)} \end{bmatrix} \\ \mathbf{G_2} = \begin{bmatrix} b_2^{(0)} & b_2^{(1)} & \cdots & b_2^{(V-1)} \\ b_5^{(0)} & b_5^{(1)} & \cdots & b_5^{(V-1)} \\ b_8^{(0)} & b_8^{(1)} & \cdots & b_8^{(V-1)} \end{bmatrix} \\ \mathbf{G_3} = \begin{bmatrix} b_3^{(0)} & b_3^{(1)} & \cdots & b_3^{(V-1)} \\ b_6^{(0)} & b_6^{(1)} & \cdots & b_6^{(V-1)} \\ b_9^{(0)} & b_9^{(1)} & \cdots & b_9^{(V-1)} \end{bmatrix} \end{cases} \tag{2.104}$$

Burada **Pop**, popülasyon matrisini ifade etmektedir. $\mathbf{G_1}$, $\mathbf{G_2}$ ve $\mathbf{G_3}$ ise her biri eşit sayıda çözüm içeren klan matrislerini temsil etmektedir. Denklem (2.104)'ten de anlaşılacağı üzere, öncelikle **Pop** matrisinin ilk üç üyesi, $\mathbf{G_1}$'den başlayarak $\mathbf{G_3}$'e doğru sırayla klan matrislerinin ilk satırlarına yerleştirilir. Daha sonra, aynı matriste 4., 5. ve 6. satırda yer alan bir sonraki üç üye, sırasıyla $\mathbf{G_1}$, $\mathbf{G_2}$ ve $\mathbf{G_3}$ matrislerinin ikinci satırlarına yerleştirilir. Son olarak **Pop** matrisinin son üç üyesi, yine sırayla ilgili klan matrislerinin son satırlarına yerleştirilerek, klanlara ayırma işlemi tamamlanır.

Adım 4: Bu adımda, döngüsel bit çevirme [109] prosedüründen yararlanarak pozisyon güncellemesi gerçekleştirilir. Bu amaçla, ilk olarak, aşağıdaki bit çevirme operatörü, farklı klanlarda yer alan popülasyon üyelerinin her birine uygulanır:

$$b_{c,e}^{(v),yeni} = flip\left(b_{c,e}^{(v)}\right)_m \tag{2.105}$$

Yukarıdaki denklemde yer alan $flip\left(b_{c,e}^{(v)}\right)_m$ operatörü, V tane faz faktöründen oluşan $b_{c,e}^{(v)}$ vektörünün m. elementinin işaretini eksiden artıya ya da artıdan eksiye çevirmektedir. Burada $b_{c,e}^{(v)} \in \{-1,+1\}$ olduğu unutulmamalıdır. Eğer söz konusu bit çevirme operatörü kullanılarak elde edilen yeni çözümün uygunluk değeri, eski çözümün uygunluk değerinden daha iyi ise, yeni çözüm $b_{c,e}^{(v),yeni}$, eski çözüm $b_{c,e}^{(v)}$'nin yerini alır. Uygunluk değerinde herhangi bir iyileşme sağlanamaması durumunda ise, eski çözüm korunur. Her bir popülasyon üyesi için sırasıyla bit çevirme ve aç gözlü seçim işlemleri yerine

getirildikten sonra, başlangıç değeri 1'e eşitlenmiş olan *m* parametresinin değeri bir sonraki iterasyon için 1 artırılır:

$$m = m + 1 \tag{2.106}$$

İterasyonlar ilerledikçe bit çevirme işleminin döngüsel bir hal almasını sağlamak için, *m* parametresi 1 artırıldıktan hemen sonra aşağıdaki işlemden geçirilir:

$$m = \mathrm{mod}\left(m - 1,\ V\right) + 1 \tag{2.107}$$

Burada $\mathrm{mod}\left(m-1,\ V\right)$ ile ifade edilen modulo operatörü, (m – 1) değerinin V'ye bölümünden kalanı vermektedir. Böylelikle, her bir iterasyonda 1 artırılan *m* parametresinin değeri (V + 1)'e ulaştığı anda, Denklem (2.107) sayesinde söz konusu parametre tekrardan başlangıç değerine, yani 1'e eşitlenir. Yeni çözümler üretilirken bu şekilde döngüsel olarak ilerleyen bit çevirme prosedürünün kullanılması sayesinde, çözüm uzayı çok daha etkili bir şekilde araştırılarak, popülasyon üyelerine ait herhangi bir komşu çözümün uzun süre ziyaret edilmeden bırakılmasının önüne geçilebilmektedir.

Adım 5: Çözüm güncelleme işleminin tamamlanmasının ardından, ayrılma fazına geçilir. Bu fazda, her bir klanın en kötü çözümü yerine aşağıdaki gibi rastgele bir çözüm üretilir:

$$b_{c,enkötü}^{(v)} = \mathrm{sgn}\left(\min\left(b_{c,e}^{(v)}\right) + \left(\max\left(b_{c,e}^{(v)}\right) - \min\left(b_{c,e}^{(v)}\right)\right) rand\right) \tag{2.108}$$

Burada $\min\left(b_{c,e}^{(v)}\right)$ ve $\max\left(b_{c,e}^{(v)}\right)$ sırasıyla −1 ve +1'e eşit olup, çözüm vektörlerinin alt ve üst sınır değerlerine karşılık gelmektedir. Yukarıdaki denklemde, en kötü çözüm yerine üretilecek olan rastgele çözüm vektörünün diğer klan üyeleri gibi −1 ve +1'lerden oluşmak zorunda olması sebebiyle, $\left[\min\left(b_{c,e}^{(v)}\right), \max\left(b_{c,e}^{(v)}\right)\right]$ aralığında rastgele üretilen sürekli değerleri ya −1 ya da +1 değerine eşitlemek için, "sgn ( )" ile ifade edilen işaret fonksiyonu kullanılmıştır. Bunun yanında, $b_{c,enkötü}^{(v)}$ vektörünü oluşturan faz faktörlerinden herhangi birinin sıfıra eşit olmasını önlemek için, aynı denklemde $rand \in [0,1]$ ile ifade edilen rastgele sayılar, 0.5 değeri haricinde üretilir.

Adım 6: Klanlar yeniden birleştirilerek şimdiye dek elde edilmiş en iyi çözüm hafızaya alınır. Klanların yeniden bir araya getirilmesi işlemi bir örnekle açıklanacak olursa, $P = 9$ ve $C = 3$ için, üç klanın birleştirilerek popülasyon matrisinin oluşturulması işlemi aşağıdaki gibi gerçekleştirilmektedir:

$$\mathbf{G_1} = \begin{bmatrix} b_{1,1}^{(0)} & b_{1,1}^{(1)} & \cdots & b_{1,1}^{(V-1)} \\ b_{1,2}^{(0)} & b_{1,2}^{(1)} & \cdots & b_{1,2}^{(V-1)} \\ b_{1,3}^{(0)} & b_{1,3}^{(1)} & \cdots & b_{1,3}^{(V-1)} \end{bmatrix}$$

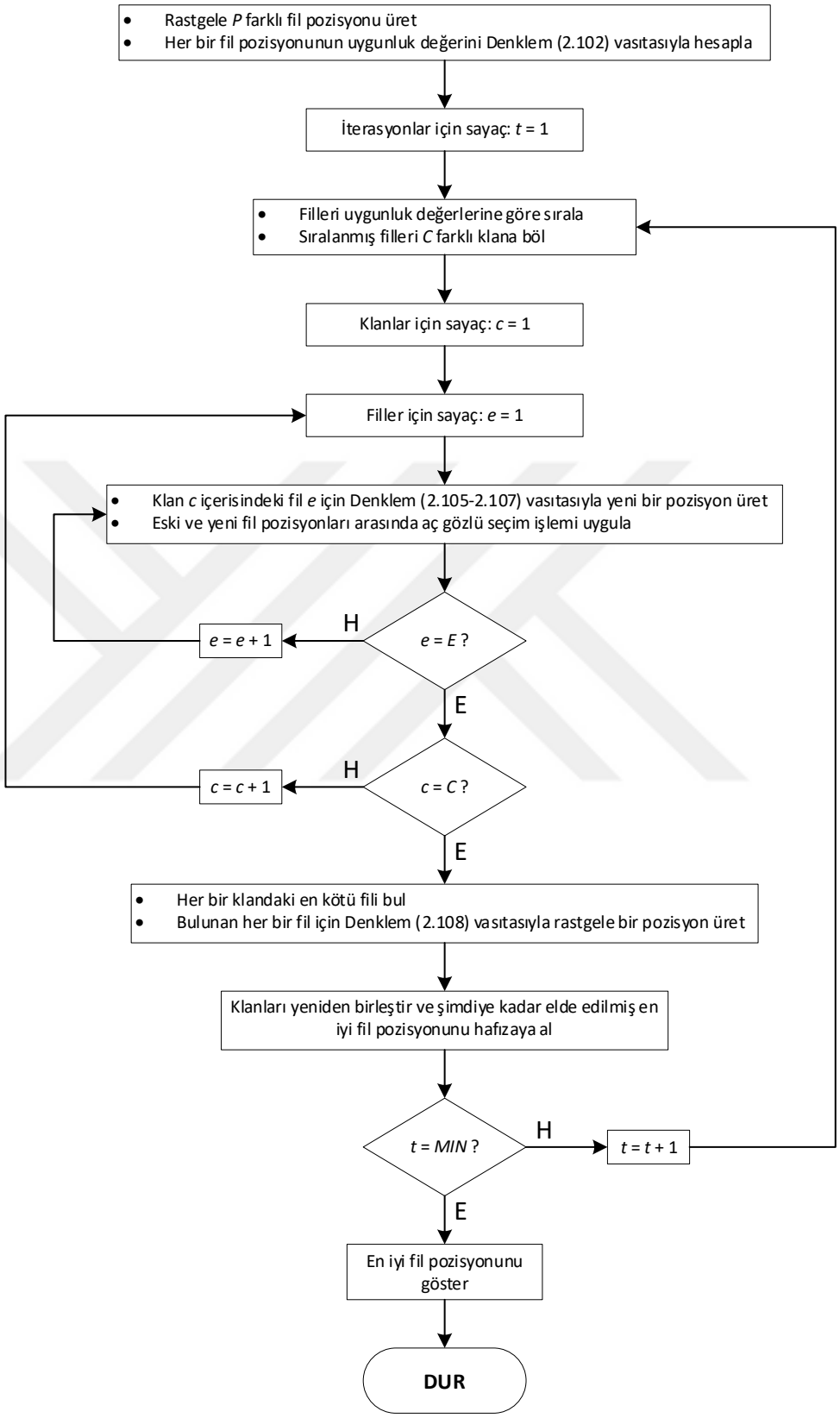
$$\mathbf{G_2} = \begin{bmatrix} b_{2,1}^{(0)} & b_{2,1}^{(1)} & \cdots & b_{2,1}^{(V-1)} \\ b_{2,2}^{(0)} & b_{2,2}^{(1)} & \cdots & b_{2,2}^{(V-1)} \\ b_{2,3}^{(0)} & b_{2,3}^{(1)} & \cdots & b_{2,3}^{(V-1)} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{G_3} = \begin{bmatrix} b_{3,1}^{(0)} & b_{3,1}^{(1)} & \cdots & b_{3,1}^{(V-1)} \\ b_{3,2}^{(0)} & b_{3,2}^{(1)} & \cdots & b_{3,2}^{(V-1)} \\ b_{3,3}^{(0)} & b_{3,3}^{(1)} & \cdots & b_{3,3}^{(V-1)} \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \quad \mathbf{Pop} = \begin{bmatrix} b_{1,1}^{(0)} & b_{1,1}^{(1)} & \cdots & b_{1,1}^{(V-1)} \\ b_{2,1}^{(0)} & b_{2,1}^{(1)} & \cdots & b_{2,1}^{(V-1)} \\ b_{3,1}^{(0)} & b_{3,1}^{(1)} & \cdots & b_{3,1}^{(V-1)} \\ b_{1,2}^{(0)} & b_{1,2}^{(1)} & \cdots & b_{1,2}^{(V-1)} \\ b_{2,2}^{(0)} & b_{2,2}^{(1)} & \cdots & b_{2,2}^{(V-1)} \\ b_{3,2}^{(0)} & b_{3,2}^{(1)} & \cdots & b_{3,2}^{(V-1)} \\ b_{1,3}^{(0)} & b_{1,3}^{(1)} & \cdots & b_{1,3}^{(V-1)} \\ b_{2,3}^{(0)} & b_{2,3}^{(1)} & \cdots & b_{2,3}^{(V-1)} \\ b_{3,3}^{(0)} & b_{3,3}^{(1)} & \cdots & b_{3,3}^{(V-1)} \end{bmatrix} \tag{2.109}$$

Denklem (2.109)'dan da açıkça görüldüğü gibi, öncelikle $\mathbf{G}_1$, $\mathbf{G}_2$ ve $\mathbf{G}_3$ matrislerinin ilk satırlarında yer alan $b_{1,1}^{(v)}$, $b_{2,1}^{(v)}$ ve $b_{3,1}^{(v)}$ vektörleri, popülasyon matrisinin ilk üç satırına sırayla yerleştirilir. Söz konusu matrisin bir sonraki üç satırına ise yine sırayla $\mathbf{G}_1$, $\mathbf{G}_2$ ve $\mathbf{G}_3$ matrislerinin bu kez 2. satırlarında yer alan çözüm vektörleri yerleştirilir. Son olarak, ilgili klan matrislerinin son satırlarında yer alan üyelerin popülasyon matrisinin son üç satırına sırayla yerleştirilmesinin ardından, klanların birleştirilmesi işlemi tamamlanır.

Adım 7: Maksimum iterasyon sayısına (MIN) ulaşılmışsa, optimizasyon işlemi sonlandırılır. Aksi taktirde, algoritma 3. Adımdan devam eder. DEHO-PTS stratejisine ait akış diyagramı Şekil 2.10'da verilmiştir [101].



Şekil 2.10. DEHO-PTS tekniğinin akış diyagramı.

2.4.4.3. Orijinal Karga Arama Algoritması (CSA)

Kargalar ve karga ailesine dahil olan diğer türler, en zeki kuş türleri arasında kabul edilmektedir. Vücut ağırlıkları göz önünde bulundurulduğunda, oldukça büyük bir beyne sahip olan kargalar, insana oldukça yakın bir beyin/vücut oranına sahiptirler. Kargaların doğada ya da kendileri için hazırlanmış çeşitli test ortamlarında sergilemiş oldukları akıllı davranışlar üzerine yapılan sayısız araştırma sayesinde, bu kuşların zekalarını kanıtlayan birçok delil elde edilmiştir. Örneğin, çeşitli aletler yapabilmek ve bu aletleri farklı amaçlar için etkili bir şekilde kullanabilmek, kargaların en zeki davranışlarından birisidir. Alet yapma ve kullanma becerilerinin yanı sıra, düşman yüzleri kolaylıkla tespit edip tehlike anında süratle birbirlerini uyarabilmelerini sağlayan gelişmiş yüz tanıma ve haberleşme kabiliyetlerine sahiptirler. Ayrıca, öylesine büyüleyici bir hafızaya sahiptirler ki, saklanmasının üzerinden aylar geçmiş olsa bile, saklamış oldukları yiyeceklerin yerini bulmak kargalar için hiç de zor değildir. Kargaların bir diğer hayret verici davranışı ise, yiyecekleri nereye sakladıklarını gözlemleyebilmek için sürünün diğer üyelerini takip etmeleridir. Diğer sürü üyelerine ait yiyeceklerin saklanma yerlerini hafızaya aldıktan sonra, ilgili yiyecekleri ilk fırsatta çalma girişiminde bulunurlar. Bu gibi hırsızlık girişimleri, yiyeceklerinin diğer popülasyon üyeleri tarafından çalınmasını önlemek için daha iyi saklama noktaları bulma konusunda kargalara önemli tecrübeler kazandırmaktadır [94-96].

Kargaların tüm bu akıllı davranışlarının vermiş olduğu ilham ile, 2016 yılında Askarzadeh tarafından karga arama algoritması (CSA) geliştirilmiştir [94]. Söz konusu algoritma, aşağıda verilen prensiplere göre modellenmiştir:

- Kargalar sürüler halinde hareket ederler.
- Saklanan yiyeceklerin yerleri kargalar tarafından hafızaya alınır.
- Her bir karga, yiyeceğini çalmak için sürüdeki başka bir kargayı takip eder.
- Kargalar belirli bir olasılık dahilinde yiyeceklerinin başka bir karga tarafından çalınmasını önleyebilirler.

Karga arama algoritmasında her bir karga, araştırma uzayında *t*. iterasyondaki *i*. karga pozisyonuna karşılık gelen aşağıdaki gibi *d*-boyutlu bir çözüm vektörü tarafından temsil edilmektedir:

$$x_i^t = \left[x_i^t(1),\ x_i^t(2),...,\ x_i^t(d) \right] \quad , \quad i = 1,2,...,P; \quad t = 1,2,...,t_{\max} \tag{2.110}$$

Burada P ve $t_{\max}$, sırasıyla popülasyon boyutu ve maksimum iterasyon sayısını belirtmektedir. Bunun haricinde, güncel en iyi yiyecek pozisyonlarını saklamak amacıyla, her bir karga için aşağıdaki gibi bir hafıza vektörü tanımlanmaktadır:

$$m_i^t = \left[m_i^t(1),\ m_i^t(2),...,\ m_i^t(d) \right] \quad , \quad i = 1,2,...,P; \quad t = 1,2,...,t_{\max} \tag{2.111}$$

m_i^t vektörü tarafından temsil edilen yiyecek pozisyonu, daha iyisini keşfedene kadar *i*. karga tarafından hafızada tutulur. Söz konusu vektör, *i*. karga tarafından o ana kadar elde edilmiş olan en iyi yiyeceğin saklanma yeri olarak da düşünülebilir.

Her bir karga için pozisyon güncellemesi şu şekilde gerçekleştirilmektedir: Öncelikle, her bir iterasyon için, *j*. karganın m_j^t pozisyon vektörü ile temsil edilen yiyecek saklama yerini ziyaret ederek, her seferinde yiyeceğini kontrol ettiği varsayılır. Yiyeceğini sakladığı yer hakkında fikir edinebilmek amacıyla *i.* karganın *j*. kargayı takip etmesi halinde ise iki farklı durum ortaya çıkmaktadır [94-96]:

Durum 1:

Eğer *j*. karga, *i*. karga tarafından takip edildiğinin farkına varmazsa, *i*. karga, *j*. kargaya ait yiyeceğin saklanma yerine yaklaşma fırsatı elde eder. Bu durumda, *i*. karganın pozisyon güncellemesi aşağıdaki gibi gerçekleştirilir:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + r_i \times fl \times \left(m_j^t - x_i^t \right) \tag{2.112}$$

Burada r_i, (0,1) aralığında düzgün dağılımlı rastgele bir sayıyı ifade ederken *fl*, uçuş uzunluğuna karşılık gelmektedir. *i.* karganın adım büyüklüğü, direk olarak *fl* parametresi tarafından belirlenmektedir. Yüksek *fl* değerleri CSA'nın küresel araştırma kapasitesini artırırken, düşük *fl* değerleri, söz konusu algoritmanın bu kez yerel arama yeteneğinin artmasına neden olmaktadır. Bu nedenle, CSA'nın yerel arama ve küresel araştırma

kabiliyetlerini dengede tutabilmek için *fl* parametresine atanacak olan değer büyük önem taşımaktadır.

Durum 2:

Eğer *j*. karga, *i*. karga tarafından takip edildiğini fark ederse, saklamış olduğu yiyeceğin yerinin *i*. karga tarafından tespit edilmesini önlemek amacıyla rastgele bir yere doğru uçar. Bu durumda, *i*. karganın yeni pozisyonu, *j*. kargayı takip etmesinden ötürü araştırma uzayında rastgele bir yer olacaktır.

j. karganın, kendisini takip eden *i*. kargayı fark etme olasılığını gösteren farkındalık olasılığı (*AP*) parametresi kullanılarak, yukarıda bahsedilen iki durumu tek seferde ifade etmek mümkündür. *AP* parametresi, yerel ve küresel araştırma etkinliğini kontrol eden bir başka CSA parametresidir. *AP* değerindeki artış algoritmanın rastsallığında da artışa neden olacağından dolayı, yüksek *AP* değerleri CSA'nın küresel araştırma yeteneğinin de yüksek olmasına yol açacaktır. Diğer yandan, düşük *AP* değerleri ise, söz konusu algoritmanın bu kez yerel araştırma kapasitesinde artışa neden olacaktır. Sonuç olarak, *i*. karga için gerçekleştirilen pozisyon ve hafıza güncelleme işlemleri sırasıyla aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t + r_i \times fl \times \left(m_j^t - x_i^t \right) & , \quad r_j \geq AP \quad ise \\ rastgele\ bir\ \ pozisyon & , \quad r_j < AP \quad ise \end{cases} \tag{2.113}$$

$$m_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^{t+1} & , \quad f\left(x_i^{t+1}\right) \ \ daha\ iyi \quad f\left(m_i^t\right) \ \ ise \\ m_i^t & , \quad aksi\ takdirde \end{cases} \tag{2.114}$$

Burada r_j, (0,1) aralığında düzgün dağıtılmış rastgele bir sayıya karşılık gelirken $f(\cdot)$, karga pozisyonlarının uygunluk değerlerini hesaplamak için kullanılan amaç fonksiyonunu temsil etmektedir. Her bir karganın pozisyon ve hafıza güncelleme işlemleri, her bir iterasyon için sırasıyla Denklem (2.113) ve Denklem (2.114) vasıtasıyla gerçekleştirilmektedir. Söz konusu güncelleme işlemlerinin $t_{\max}$ iterasyon boyunca tekrarlanmasının ardından, karga hafızalarında yer alan en iyi pozisyon vektörü, algoritma tarafından ulaşılan optimum çözüm olarak belirlenir. CSA'ya ait sözde kod Şekil 2.11'de verilmiştir [94-96].

Rastgele başlangıç karga popülasyonu $x_i (i = 1, 2, ..., P)$ oluştur

fl ve AP parametrelerinin değerlerini belirle

Amaç fonksiyonu vasıtasıyla her bir karganın uygunluk değerini hesapla

Karga hafızalarını tanımla $m_i (i = 1, 2, ..., P)$

while $(t < t_{\max})$ **do**

for $i = 1 : P$ (sürüdeki her bir karga için) **do**

Takip etmek için sürüden rastgele bir karga seç

if $r_j \geq AP$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + r_i \times fl \times \left(m_j^t - x_i^t \right)$$

else

$$x_i^{t+1} = rastgele\, bir\ pozisyon$$

end

end

Yeni çözümleri alt ve üst sınırlar bakımından kontrol et

Yeni karga pozisyonlarının uygunluk değerlerini hesapla

Karga hafızalarını Denklem (2.114) vasıtasıyla güncelle

end

return hafıza vektörleri arasındaki en iyi karga pozisyonu

Şekil 2.11. Karga arama algoritmasının sözde kodu.

2.4.4.4. Ayrık Karga Arama Algoritması (DCSA) Tabanlı PTS Tekniği

Karga arama algoritması, farklı alanlardaki birçok mühendislik probleminin çözümünde kullanılan güçlü bir optimizasyon algoritmasıdır. Ancak söz konusu algoritma, belirli bir aralıkta sürekli değerler alabilen parametrelerin optimizasyonu için geliştirilmiş olup, her bir elemanı ya −1 ya da +1 değeri alabilen $b_i^{(v)} = \left[b_i^{(0)}, b_i^{(1)}, ..., b_i^{(V-1)} \right]$, $i = 1, 2, ..., SN$ faz dizilerinin optimizasyonu için uygun değildir. Diğer bir deyişle, orijinal CSA'nın ayrık optimizasyon problemleri için geliştirilmemiş olması sebebiyle, farklı −1 ve +1 kombinasyonlarından oluşan faz vektörlerini, CSA'nın sürekli optimizasyon

problemleriyle uyumlu olan standart formunu kullanarak optimize etmek mümkün değildir. Etkili bir optimizasyon algoritması olan CSA'dan faz optimizasyonu probleminde de yararlanabilmek amacıyla, söz konusu algoritmanın DCSA olarak isimlendirilen yeni bir ayrık varyantı geliştirilmiştir. Sonrasında geliştirilen bu yeni ayrık CSA modeli, PAPR düşürme yeteneğini geliştirmek amacıyla PTS yöntemine faz optimizatörü olarak entegre edilmiştir. Yapılan entegrasyon sonucu elde edilen DCSA-PTS isimli PAPR düşürme stratejisinde, optimize edilecek faz dizileri karga pozisyonları şeklinde aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$b_s^{(v)} = \left[b_s^{(0)}, b_s^{(1)}, ..., b_s^{(V-1)} \right] \quad , \quad s = 1, 2, ..., S \tag{2.115}$$

Burada S, sürü boyutuna karşılık gelirken s, ilgili pozisyon vektörü ile temsil edilen karganın indisini göstermektedir. PTS yönteminde DCSA tabanlı faz optimizasyonu işleminin nasıl gerçekleştirildiği adım adım aşağıda açıklanmıştır:

Adım 1: Denklem (2.115) ile ifade edilen karga pozisyonlarından rastgele S tane üretilerek başlangıç popülasyonu oluşturulur. Daha sonra, başlangıç karga hafızalarına rastgele üretilmiş olan ilk karga pozisyonları atanır. s. kargaya ait hafıza vektörü aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$m_s^{(v)} = \left[m_s^{(0)}, m_s^{(1)}, ..., m_s^{(V-1)} \right] \quad , \quad s = 1, 2, ..., S \tag{2.116}$$

Adım 2: Aşağıdaki uygunluk fonksiyonu kullanılarak ilk karga pozisyonlarının uygunluk değerleri hesaplanır:

$$fit\left(b_s^{(v)}\right) = \max_{0 \le n \le LN-1} \left[\left| \sum_{v=0}^{V-1} b_s^{(v)} x^{(v)}(n) \right|^2 \right] , \; s = 1, 2, ..., S \tag{2.117}$$

Adım 3: Sürüdeki her bir karga için, $r_s \in [0,1]$ şeklinde ifade edilen rastgele bir sayı üretilir. Sonrasında, s. karga için üretilmiş olan söz konusu rastgele sayı, optimizasyon işleminden önce [0,1] aralığında belirlenmiş olan AP parametresi ile karşılaştırılır.

Adım 4: Eğer $r_s \ge AP$ ise, s. karga için döngüsel bit çevirme prosedürü [109] vasıtasıyla komşu bir çözüm üretilir:

$$b_s^{(v),yeni} = flip\left(b_s^{(v)}\right)_{\phi_s} \tag{2.118}$$

Yukarıdaki denklemde $b_s^{(v)} \in \{-1,+1\}$ iken, $flip\left(b_s^{(v)}\right)_{\phi_s}$ operatörü, toplamda *V* boyuttan oluşan $b_s^{(v)}$ vektörünün ϕ_s. boyutunda yer alan elemanın işaretini ters çevirmektedir. Bu arada, sürüdeki *s*. karganın bit çevirme indisini sembolize eden ϕ_s parametresinin başlangıçta her bir karga için $\phi_s = 1$ olarak tayin edildiği unutulmamalıdır. Bit çevirme işleminin yerine getirilmesinin ardından, sırasıyla $b_s^{(v),yeni}$ ve $b_s^{(v)}$ ile temsil edilen yeni ve eski pozisyonlar arasında, uygunluk değerlerine göre aç gözlü seçim işlemi gerçekleştirilir. Yani, $b_s^{(v),yeni}$ vektörünün uygunluk değeri $b_s^{(v)}$ vektörünün uygunluk değerinden daha iyi ise, $b_s^{(v),yeni}$ vektörü *s*. karganın yeni pozisyonu olarak kabul edilir. Aksi halde, $b_s^{(v)}$ vektörü *s*. karganın güncel çözümü olarak muhafaza edilir. Bunun haricinde, eğer $b_s^{(v),yeni}$ çözümü, *s*. karganın güncel en iyi pozisyonunun saklandığı $m_s^{(v)}$ hafıza vektöründen daha iyi uygunluk değerine sahipse, $m_s^{(v)}$ vektörü yerine $b_s^{(v),yeni}$ çözümü atanarak ilgili karganın hafızası güncellenir. Aksi takdirde $m_s^{(v)}$ vektörü, herhangi bir değişiklik yapılmadan *s*. karganın güncel en iyi çözümü olarak tutulmaya devam edilir. Gelecek iterasyonlarda *s*. karga için $r_s \geq AP$ koşulu her sağlandığında tekrarlanacak olan bit çevirme işleminin bir sonraki $b_s^{(v)}$ boyutundan devam etmesini sağlamak amacıyla, söz konusu pozisyon ve hafıza güncellemelerinin ardından, ϕ_s parametresi aşağıdaki gibi 1 artırılır:

$$\phi_s = \phi_s + 1 \tag{2.119}$$

Bit çevirme işleminin her bir karga pozisyonu için döngüsel olarak sürdürülmesini garantiye almak maksadıyla, ϕ_s bit çevirme indisi, 1 artırıldıktan hemen sonra aşağıdaki işleme tabi tutulur:

$$\phi_s = \mathrm{mod}\left(\phi_s - 1,\ V\right) + 1 \tag{2.120}$$

Yukarıdaki denklemde yer alan modulo operatörü, $\left(\phi_s - 1\right)$ değerinin *V*'ye bölümünden kalanı elde etmek amacıyla kullanılmaktadır. Denklem (2.120)'nin temel işlevi, *V*

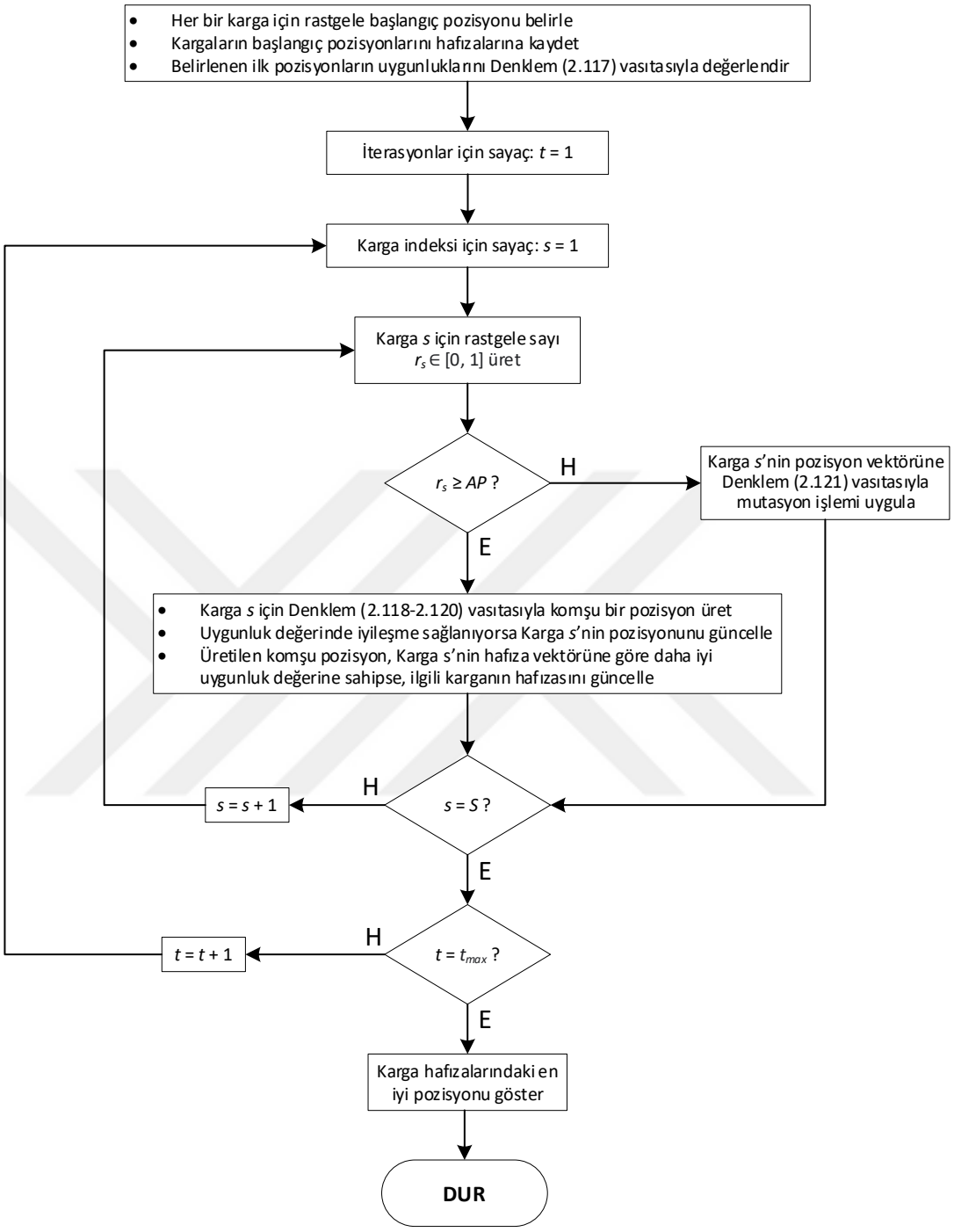
değerini her aştığında ϕ_s parametresinin değerini tekrardan 1'e eşitlemektir. Her 1 artırılışının ardından Denklem (2.120) vasıtasıyla ϕ_s parametresinin kontrol edilmesi, bit çevirme işleminin optimizasyon işlemi boyunca döngüsel olarak hareket etmesini mümkün hale getirmektedir. Söz konusu döngüsel bit çevirme prosedürü sayesinde, optimizasyon işlemi boyunca kargaların çevrelerinde uzun süre ziyaret edilmemiş pozisyonlar bırakmalarının önüne geçilerek çok daha etkili bir çözüm uzayı araştırması gerçekleştirilebilmektedir.

Adım 5: $r_s < AP$ olması durumunda ise, s. kargaya ait pozisyon vektöründe yer alan bazı bitler mutasyona uğratılarak ilgili karga araştırma uzayında rastgele bir pozisyona doğru hareket ettirilir. Söz konusu mutasyon işlemi, aşağıdaki mutasyon operatörü vasıtasıyla yerine getirilir:

$$b_s^{(v)} = \underset{0 \le v \le V-1}{\text{mut}} \left(b_s^{(v)}, NB \right) \tag{2.121}$$

Burada NB, mutasyona uğratılacak toplam bit sayısını temsil etmektedir. Yukarıdaki denklemde yer alan mutasyon operatörü, $0 \le v \le V-1$ aralığında rastgele NB farklı vektör boyutu belirleyip, bu boyutlarda yer alan faz faktörlerinin işaretlerini ters çevirmektedir.

Adım 6: Adım 3'ten Adım 5'e kadar olan işlemler, S-boyutlu popülasyonda yer alan her bir karga için tekrarlanır. Adım 3 – Adım 5 aralığında yer alan işlemlerin S kez tekrarının, DCSA-PTS prosedüründe tek bir iterasyona karşılık geldiği göz önünde bulundurularak, optimizasyon işlemi $t_{\max}$ iterasyon boyunca devam ettirilir. Optimizasyon işlemi sona erdiğinde ise, en iyi uygunluk değerine sahip olan hafıza vektörü, optimum faz dizisi olarak tayin edilir. DCSA-PTS stratejisine ait akış diyagramı Şekil 2.12'de gösterilmektedir.



Şekil 2.12. DCSA-PTS tekniğinin akış diyagramı.

2.4.4.5. Orijinal İstilacı Ot Optimizasyon (IWO) Algoritması

Tarım alanlarını istilacı otlardan tamamen temizlemek için ortaya konulan bütün çabaya rağmen, bu zararlı ve istenmeyen ot türlerinin hayatta kalma ve kolonileşme yetenekleri oldukça ilgi çekicidir. Bu tür vahşi bitkiler, mahsuller arasında yer alan boşluklara yayılarak, ekili arazileri hızlı bir şekilde işgal edebilmektedirler. Mahsuller arasındaki bu gibi kullanılmayan boşluklarda yer alan kaynaklar, bu tür yabani otlar tarafından sömürülmektedir. Böylelikle, söz konusu ot türleri olgunluğa erişerek tohumlama vasıtasıyla taze otlar üretebilmektedirler. Her biri genç bir ota dönüşecek olan tohumların sayısı, tohum verebilecek olgunluğa erişmiş olan yabani otun uygunluğu tarafından belirlenmektedir. Başka bir deyişle, yabani ot mahsul alanına ne kadar adapte olur ve ekili olmayan boşluklardaki kaynakları ne kadar iyi kullanırsa, o kadar fazla tohum üretmektedir. Üretilen tohumlar ise, yeni birer istilacı ota dönüşmek üzere ana otun etrafına rastgele dağılır. Diğer taraftan, mahsul alanındaki kaynağın sınırlı olması, istilacı ot sayısının belirli bir sayının üzerine çıkmamasına neden olmaktadır. Kaynak miktarının izin verdiği maksimum ot popülasyonuna ulaşıldıktan sonra, daha iyi uygunluğa sahip olan güçlü bireylerin yüksek üreme ve hayatta kalma kabiliyetlerinden dolayı, söz konusu güçlü bireylerle aynı popülasyonda bulunan daha kötü uygunluğa sahip zayıf bireyler için üremek ve hatta hayatta kalmak oldukça zor hale gelmektedir. Mahsul alanında bulunan sınırlı miktardaki kaynaktan yararlanmak için istilacı otların girişmiş oldukları mücadele, sadece zayıf otların elenmesini sağlamakla kalmayıp, güçlü bireylerin daha da gelişmesine yol açmaktadır [97-100].

Fırsatçı ve hızla gelişen istilacı otların yukarıda bahsedilmiş olan kolonileşme davranışının vermiş olduğu ilham ile, Mehrabian ve Lucas tarafından 2006 yılında istilacı ot optimizasyonu (IWO) olarak adlandırılan güçlü bir algoritma geliştirilmiştir [97]. Standart IWO algoritması, istilacı otların doğal kolonileşme mekanizmasını taklit edecek şekilde dizayn edilmiştir. Bu amaçla, ilgili kolonileşme mekanizmasına ait özellikler, aşağıdaki gibi dört temel kural şeklinde idealize edilmiştir [97-100]:

1. Başlangıç popülasyonunu oluşturmak için, belirli sayıda tohum tarım alanına dağıtılır.

2. Belirli bir büyüme periyodunun ardından dağıtılmış tohumlar, yeni tohumlar üretebilecek olgunluğa erişmiş yabani otlara dönüşür. Söz konusu yabani otlar, uygunlukları miktarınca yeni tohum üretirler.

3. Yabani otlar tarafından üretilen yeni tohumlar, büyüyüp taze otlara dönüşmeleri amacıyla mahsul alanına rastgele saçılır.

4. Popülasyon üyelerinin üreme süreci, maksimum popülasyon boyutuna ulaşılıncaya kadar devam eder. Maksimum ot sayısına ulaşıldığı andan itibaren, daha iyi uygunluğa sahip otlar hayatta kalıp üreyebilirken, daha kötü uygunluğa sahip olanlar elenir. Yukarıda belirtilen işlemlere, belirli bir iterasyon sayısı boyunca devam edilir. Optimizasyon işleminin sonuna gelindiğinde ise, en iyi uygunluğa sahip olan yabani ot, IWO algoritması tarafından optimize edilmiş çözüm olarak tayin edilir.

Standart IWO algoritması, her biri aşağıda detaylı bir şekilde açıklanmış olan dört farklı fazdan oluşmaktadır [97-100]:

2.4.4.5.1. Başlangıç Popülasyonu Oluşturma

Çözüm vektörlerini temsil eden belirli sayıdaki yabani ot, çözüm uzayına karşılık gelen mahsul alanında rastgele pozisyonlara dağıtılarak başlangıç popülasyonu oluşturulur. *D*-boyutlu çözüm uzayında yer alan yabani ot pozisyonları aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$X_i^{(d)} = \left[X_i^{(1)},\ X_i^{(2)},...,\ X_i^{(D)} \right] \quad ,\ \ i = 1,2,...,W_0 \tag{2.122}$$

Burada *i*, yabani ot indisini belirtirken W_0, başlangıç popülasyonu boyutunu ifade etmektedir.

2.4.4.5.2. Üreme

Popülasyonda yer alan istilacı otların her birine, yeni tohumlar üretme yoluyla üreme şansı verilir. Herhangi bir yabani otun üreme miktarı, üretebileceği tohum sayısını belirleyen uygunluk değerine bağlıdır. Bir yabani ot ne kadar iyi bir uygunluk değerine sahip olursa, önceden tanımlanmış olan [S_{min}, S_{max}] aralığının dışına çıkmamak kaydıyla, o kadar fazla sayıda tohum üretir. Burada S_{min} ve S_{max}, popülasyondaki herhangi bir yabani

ot tarafından üretilebilecek minimum ve maksimum tohum sayısına karşılık gelmektedir. Uygunluk değerine göre tohum sayısı belirleme işlemi aşağıdaki denklem vasıtasıyla yerine getirilmektedir:

$$S_i = floor\left[S_{\min} + \frac{Q_i - Q_{enkötü}}{Q_{eniyi} - Q_{enkötü}} \left(S_{\max} - S_{\min} \right) \right] \tag{2.123}$$

Burada S_i, *i*. ot tarafından üretilen tohum sayısını gösterirken Q_i, *i*. otun uygunluk değerine karşılık gelmektedir. Q_{eniyi} ve $Q_{enkötü}$, sırasıyla mevcut popülasyon içerisindeki en iyi ve en kötü uygunluk değerlerini ifade etmektedir. "*floor* (·)" operatörü ise, parantez içerisindeki değerden küçük veya bu değere eşit en büyük tam sayıyı vermektedir. Denklem (2.123), hem minimizasyon hem de maksimizasyon problemleri için uygundur. Örneğin Q_{eniyi} ve $Q_{enkötü}$, minimizasyon problemleri için minimum ve maksimum uygunluk değerlerine karşılık gelirken, maksimizasyon problemleri için sırasıyla maksimum ve minimum uygunluk değerlerine karşılık gelmektedir.

2.4.4.5.3. Mekansal Dağılım

Bu fazda, bir önceki fazda her biri farklı bir yabani ot tarafından üretilmiş olan tohum grupları, ebeveynleri etrafında sıfır ortalamalı normal bir dağılım oluşturacak şekilde mahsul alanına rastgele dağıtılır. Söz konusu tohum dağıtım prosedürü sayesinde, yabani otların tohumlarını sadece kendi etraflarına saçmaları sağlanır. *i*. yabani ot $X_i^{(d)}$ tarafından üretilen tohumların pozisyonları, aşağıdaki işlem vasıtasıyla belirlenmektedir:

$$Y_{ij}^{(d)} = X_i^{(d)} + N\left(0, \sigma_{it}^2\right), \qquad d = 1, 2, ..., D; \quad j = 1, 2, ..., S_i \tag{2.124}$$

Burada $Y_{ij}^{(d)}$, $X_i^{(d)}$ ile ifade edilen *i*. yabani ota ait *j*. tohumun *d*. boyutunu temsil etmektedir. Yukarıdaki denklemde yer alan $N\left(0, \sigma_{it}^2\right)$ fonksiyonu ise, σ_{it} kadarlık standart sapma ile sıfır ortalamaya sahip normal dağılımlı rastgele sayılar üretmektedir. σ_{it} değeri, iterasyonlar ilerledikçe σ_{ilk} değerinden σ_{son} değerine kadar aşağıdaki gibi adaptif bir şekilde düşürülmektedir:

$$\sigma_{it} = \left(\frac{it_{\max} - it}{it_{\max}} \right)^n \times \left(\sigma_{ilk} - \sigma_{son} \right) + \sigma_{son} \tag{2.125}$$

Burada güncel iterasyon sayısını ifade eden *it* değişkeni, 1'den maksimum iterasyon sayısını belirten $it_{\max}$'a kadar artan değerler almaktadır. *n* ise, doğrusal olmayan modülasyon indeksini sembolize etmektedir. Standart sapmanın önceden belirlenmiş olan σ_{ilk} değerinden σ_{son} değerine doğru Denklem (2.125) vasıtasıyla düşürülmesi, optimizasyon işleminin sonlarına doğru tohumların ait oldukları yabani ottan uzak bölgelere düşme olasılığının doğrusal olmayan bir şekilde azalmasına yol açmaktadır. Bu sayede, zayıf olanları eleyerek daha iyi uygunluk değerine sahip olan yabani otları gruplamak mümkün hale gelmektedir.

Çözüm uzayının rastgele pozisyonlarında W_0 farklı ot üret
Her bir otun uygunluk kalitesini değerlendir
for $it = 1 : it_{\max}$ **do**
  Ot kolonisindeki en iyi ve en kötü uygunluk değerlerini (Q_{eniyi} ve $Q_{enkötü}$) belirle
  for her bir ot **do**
    Tohum sayısını Denklem (2.123) yardımıyla belirle
    Güncel standart sapma σ_{it} değerini Denklem (2.125) vasıtasıyla hesapla
    σ_{it} değerini Denklem (2.124)'te kullanarak üretilen tohumları ebeveyn otun etrafına dağıt
    Dağıtılmış tohumları ot popülasyonuna ekle
  end
  if güncel popülasyon boyutu > $W_{\max}$ **then**
    Popülasyon üyelerini uygunluk kalitelerine göre en iyiden en kötüye doğru sıraya koy
    Popülasyon boyutunu $W_{\max}$ değerine düşürmek için, kötü uygunluğa sahip zayıf bireyleri popülasyondan kaldır
  end
end
return en iyi uygunluk değerine sahip ot

Şekil 2.13. İstilacı ot optimizasyon algoritmasının sözde kodu.

2.4.4.5.4. Rekabetçi Eleme

Yabani ot kolonisinin boyutu, W_{max} ile ifade edilen maksimum popülasyon boyutunu aştığı zaman, hem ebeveyn otlar hem de bu otlardan üremiş olan yavrular birlikte değerlendirilip uygunluk değerlerine göre sıraya konulurlar. Sıralama işleminin ardından, kötü uygunluğa sahip ekstra otlar elenerek yabani ot sayısı tekrardan W_{max} değerine düşürülür. Söz konusu eleme mekanizması sayesinde, kötü uygunluk değerli zayıf bireyler, daha iyi uygunluk değerlerine sahip yavruları vasıtasıyla varlıklarını sürdürme fırsatı yakalarlar. Üreme fazından rekabetçi eleme fazına kadar olan işlemler, önceden belirlenmiş bir iterasyon sayısınca tekrarlandıktan sonra, optimizasyon işlemi sonlandırılır. IWO algoritmasının sözde kodu, Şekil 2.13'te verilmiştir [97-100].

2.4.4.6. Ayrık İstilacı Ot Optimizasyonu (DIWO) Tabanlı PTS Tekniği

Standart IWO, optimize edilecek parametrelerin belirli bir aralıkta sonsuz sayıda değer alabildiği sürekli optimizasyon problemleri için dizayn edilmiş bir algoritmadır. Ancak, PTS yönteminde optimize edilecek faz faktörlerinin her biri, −1 ve +1 olmak üzere sadece iki farklı değer alabilmektedir. Bu nedenle, geleneksel PTS yönteminde $b_i^{(v)} = \left[b_i^{(0)}, b_i^{(1)}, ..., b_i^{(V-1)} \right]$, $i = 1, 2, ..., SN$ şeklinde ifade edilen faz dizilerini, IWO algoritması ile direk olarak optimize etmek mümkün değildir. Bu engeli aşmak için, IWO algoritmasının DIWO isimli yeni bir ayrık versiyonu geliştirilmiştir. Daha sonra, geliştirilen DIWO algoritması, faz optimizatörü olarak kullanılmak üzere geleneksel PTS yöntemine entegre edilmiş olup, DIWO-PTS olarak adlandırılan gelişmiş bir PTS varyantı elde edilmiştir. DIWO-PTS prosedüründe, optimize edilecek faz dizileri aşağıdaki gibi yabani ot pozisyonları tarafından temsil edilmektedir:

$$b_w^{(v)} = \left[b_w^{(0)}, b_w^{(1)}, ..., b_w^{(V-1)} \right] \quad , \quad w = 1, 2, ..., W \tag{2.126}$$

Burada W, popülasyondaki yabani ot sayısını belirtmektedir. Kolaylık olması açısından, DIWO-PTS stratejisinde popülasyon boyutu, optimizasyon işlemi boyunca sabit tutulmaktadır ($W_0 = W = W_{max}$). PTS yöntemindeki DIWO tabanlı faz optimizasyon prosedürüne ait işlem adımları aşağıda tek tek detaylı bir şekilde açıklanmıştır:

Adım 1: İlk olarak, uygunluk değerini saklamak amacıyla her bir ot pozisyonuna yeni bir boyut eklenir. Buna göre, popülasyonda yer alan *w*. yabani ot aşağıdaki gibi yeniden tanımlanır:

$$X_w^{(v)} = \left[\underbrace{b_w^{(0)}, b_w^{(1)}, ..., b_w^{(V-1)}}_{Ot\ Pozisyonu}, \underbrace{fit\left(b_w^{(v)}\right)}_{Ot\ Uygunluğu} \right] \quad , \quad w = 1, 2, ..., W \tag{2.127}$$

Burada $fit\left(b_w^{(v)}\right)$, $b_w^{(v)}$'nin uygunluk değerini belirtmektedir. Daha sonra, başlangıç ot popülasyonunu oluşturmak için, $X_w^{(v)}$ tarafından temsil edilen çözüm vektörlerine rastgele pozisyonlar atanıp, her bir pozisyonun aşağıdaki denklem vasıtasıyla uygunluk değeri hesaplanarak *W* sayıda yabani ot üretilir:

$$fit\left(b_w^{(v)}\right) = \max_{0 \le n \le LN-1} \left[\left| \sum_{v=0}^{V-1} b_w^{(v)} x^{(v)}(n) \right|^2 \right] \ , \ w = 1, 2, ..., W \tag{2.128}$$

Adım 2: $b_{eniyi}^{(v)}$ ve $b_{enkötü}^{(v)}$ ile sembolize edilen en iyi ve en kötü ot pozisyonlarının uygunluk değerlerine karşılık gelen popülasyondaki en iyi ve en kötü uygunluk değerleri belirlenir.

Adım 3: Popülasyondaki her bir yabani ot için üretilecek tohum sayısı aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanır:

$$S_w = floor\left[S_{\min} + \frac{fit\left(b_w^{(v)}\right) - fit\left(b_{enkötü}^{(v)}\right)}{fit\left(b_{eniyi}^{(v)}\right) - fit\left(b_{enkötü}^{(v)}\right)} \left(S_{\max} - S_{\min}\right) \right], \quad w = 1, 2, ..., W \tag{2.129}$$

Burada S_w, ot kolonisindeki *w*. bireyi sembolize eden $X_w^{(v)}$ tarafından üretilecek tohum sayısını temsil etmektedir.

Adım 4: Bu adımda, her bir popülasyon üyesi için bir önceki adımda belirlenen sayıda yeni tohum üretmek amacıyla, ilgili popülasyon üyelerine döngüsel bit çevirme prosedürü [109] uygulanır. Popülasyon üyelerine ait çözüm vektörlerini söz konusu bit çevirme prosedürüne uygun hale getirebilmek için, bit çevirme indisinin saklandığı yeni bir boyut daha tanımlanır:

$$X_w^{(v)} = \left[\underbrace{b_w^{(0)}, b_w^{(1)}, ..., b_w^{(V-1)}}_{Ot\ Pozisyonu}, \underbrace{fit\left(b_w^{(v)}\right)}_{Ot\ Uygunluğu}, \underbrace{m_w}_{Bit\ Çevirme\ İndisi} \right] = \left[b_w^{(v)}, fit\left(b_w^{(v)}\right), m_w \right] \quad (2.130)$$

$$w = 1, 2, ..., W$$

Burada m_w, w. çözümün bit çevirme indisini belirtmektedir. Söz konusu indis parametresi, döngüsel bit çevirme stratejisine dayalı yeni tohum üretme işleminde kullanılacaktır. Bit çevirme indisinin başlangıç değerinin her bir çözüm vektörü için $m_w = 1$ olarak belirlendiği unutulmamalıdır. Ebeveyn otlar tarafından üretilen tohumları temsil eden tohum vektörü ise, Denklem (2.130)'da verilen çözüm vektörüne benzer şekilde aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$Y_{w,\alpha}^{(v)} = \left[\underbrace{b_{w,\alpha}^{(0)}, b_{w,\alpha}^{(1)}, ..., b_{w,\alpha}^{(V-1)}}_{Tohum\ Pozisyonu}, \underbrace{fit\left(b_{w,\alpha}^{(v)}\right)}_{Tohum\ Uygunluğu}, \underbrace{m_{w,\alpha}}_{Bit\ Çevirme\ İndisi} \right] = \left[b_{w,\alpha}^{(v)}, fit\left(b_{w,\alpha}^{(v)}\right), m_{w,\alpha} \right] \quad (2.131)$$

$$w = 1, 2, ..., W; \quad \alpha = 1, 2, ..., S_w$$

Burada $Y_{w,\alpha}^{(v)}$, w. yabani otun α. tohumuna karşılık gelmektedir. Daha sonra, aşağıdaki bit çevirme fonksiyonu vasıtasıyla, birinci yabani ottan birinci tohum üretilir (w = 1, α = 1 için):

$$Y_{w,\alpha}^{(v)} = flip\left(X_w^{(v)}\right)_{m_w}, \quad w = 1, 2, ..., W; \quad \alpha = 1, 2, ..., S_w \quad (2.132)$$

Burada $flip\left(X_w^{(v)}\right)_{m_w}$, $X_w^{(v)}$ vektörü içerisindeki m_w. bileşenin işaretini ters çevirmekte olup, söz konusu vektör içerisinde yer alan ot pozisyonunun $b_w^{(v)} \in \{-1, +1\}$ olacak şekilde her biri iki farklı değer alabilen bir dizi faz faktöründen oluştuğu unutulmamalıdır. Arkasından, $X_w^{(v)}$ vektöründe gerçekleştirilecek olan bir sonraki bit çevirme işleminin, işareti ters çevrilmiş olan son elemanın hemen yanındaki bir sonraki elemandan devam etmesini sağlamak için, w. çözüm vektörü içerisinde bit çevirme işleminin uygulanacağı elemanın indisini gösteren m_w parametresi aşağıdaki gibi 1 artırılır:

$$m_w = m_w + 1 \quad (2.133)$$

Optimizasyon süreci boyunca bit çevirme işleminin her bir çözüm vektörü için döngüsel olarak devam etmesini sağlamak amacıyla, m_w parametresine 1 artırılmasının hemen ardından aşağıdaki işlem uygulanır:

$$m_w = \mathrm{mod}\left(m_w - 1,\ V\right) + 1 \tag{2.134}$$

Burada $\mathrm{mod}\left(m_w - 1,\ V\right)$, ($m_w$ – 1) değerinin V değerine bölümünden kalanı veren bir modulo operatörüdür. Denklem (2.134)'ün temel görevi, her 1 artırılışının ardından m_w değerini kontrol etmektir. Yukarıda anlatıldığı üzere, $X_w^{(v)}$ yabani otundan her tohum üretilişinde, ilgili otun m_w ile sembolize edilen bit çevirme indisi 1 artırılır. Söz konusu yabani ot popülasyonda hayatta kaldığı sürece, iterasyonlar ilerledikçe m_w değeri artmaya devam eder. Denklem (2.134) ile yapılan şey, optimizasyon işlemi boyunca m_w parametresi (V + 1) değerine her ulaştığında, ilgili parametrenin değerini yeniden başlangıç değerine, yani 1'e eşitleyerek söz konusu parametrenin V değerini aşmasını önlemektir. Denklem (2.134) ile sağlanan bu bit çevirme döngüsü, kolonide hayatta kaldıkları süre boyunca her bir popülasyon üyesi için devam eder. Yeni tohumlar üretilirken kullanılan döngüsel bit çevirme prosedürü sayesinde, ebeveyn otların etrafında uzun süre tohumlanmamış boşluklar kalmasına müsaade edilmez. Denklem (2.134) vasıtasıyla m_w parametresi üzerinde gerçekleştirilmiş olan son işlemin ardından, üretilen $Y_{w,\alpha}^{(v)}$ tohumunun bit çevirme indisi, kendisini üreten yabani otun bit çevirme indisiyle aşağıdaki gibi eşitlenir:

$$m_{w,\alpha} = m_w \tag{2.135}$$

Bu sayede, eğer $Y_{w,\alpha}^{(v)}$ tohumu hayatta kalıp bir sonraki iterasyonda üreme fırsatı bulursa, bit çevirme işlemi, $X_w^{(v)}$ otundan $Y_{w,\alpha}^{(v)}$ tohumu üretmek için işareti ters çevrilen faz faktörünün hemen yanındaki elemandan devam eder. Böylece, döngüsel bit çevirme işleminin sürekliliği, tohum vektörlerinde de sağlanmış olur. İlk yabani ottan ilk tohumun üretilmesi için (w = 1, α = 1 için) Denklem (2.132)'den Denklem (2.135)'e kadar gerçekleştirilen işlemler, birinci yabani ottan ve diğer popülasyon üyelerinden üretilecek geriye kalan her bir tohum vektörü için tekrarlanır. Birinci yabani otun birinci tohumu dahil olmak üzere, yabani otlara ait tohum vektörleri aşağıdaki sırayla üretilmektedir:

$$\left\{\underbrace{\left(Y_{1,1}^{(v)},Y_{1,2}^{(v)},...,Y_{1,S_1}^{(v)}\right)}_{S_1},\underbrace{\left(Y_{2,1}^{(v)},Y_{2,2}^{(v)},...,Y_{2,S_2}^{(v)}\right)}_{S_2},...,\underbrace{\left(Y_{W,1}^{(v)},Y_{W,2}^{(v)},...,Y_{W,S_W}^{(v)}\right)}_{S_W}\right\} \tag{2.136}$$

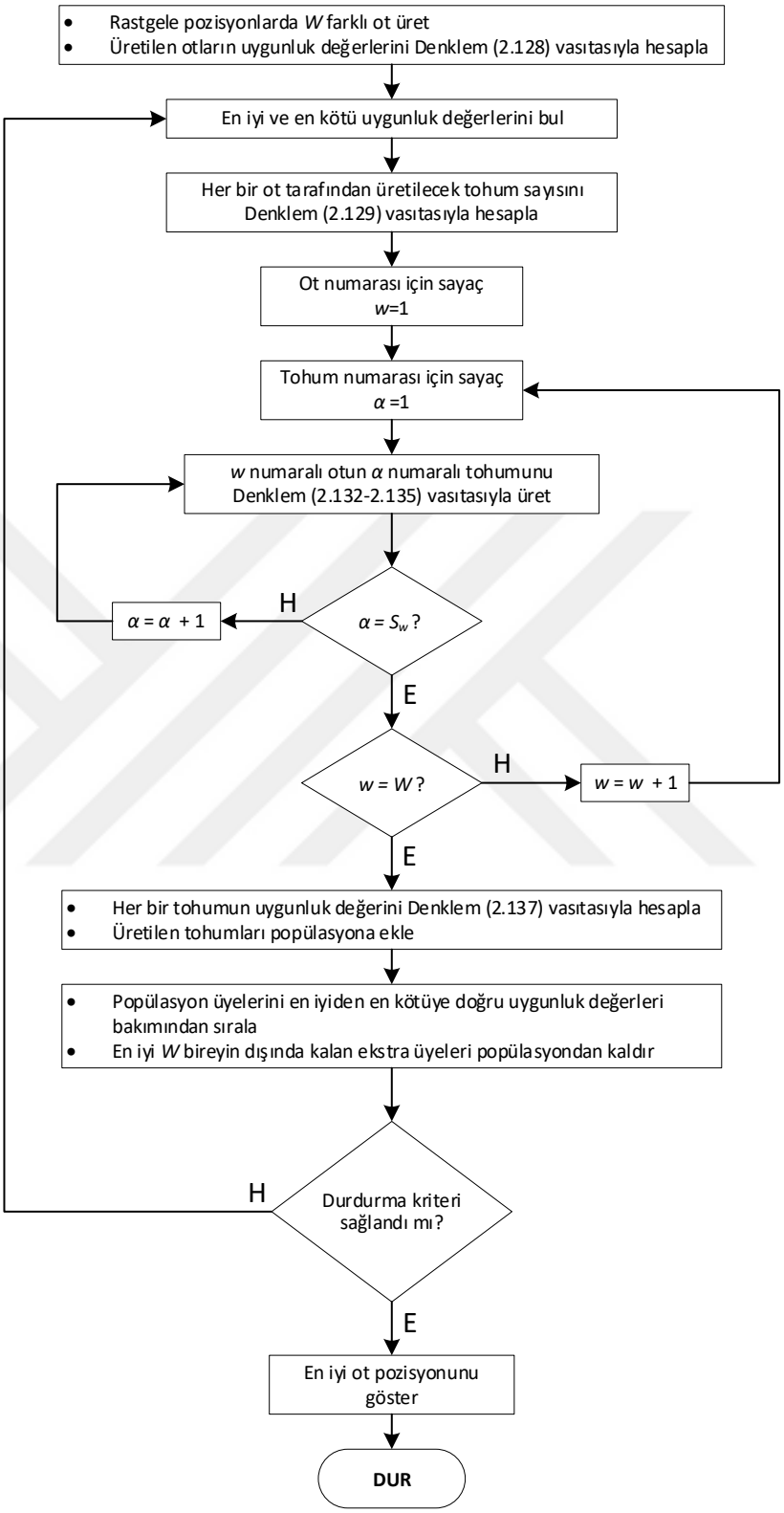
Adım 5: Bütün tohumlar üretildikten sonra, her birinin uygunluk değeri aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$fit\left(b_{w,\alpha}^{(v)}\right)=\max_{0\le n\le LN-1}\left[\left|\sum_{v=0}^{V-1}b_{w,\alpha}^{(v)}x^{(v)}(n)\right|^2\right],\ w=1,2,...,W;\quad \alpha=1,2,...,S_w \tag{2.137}$$

Uygunluk hesaplama işleminin ardından ilgili tohumlar, kendilerini üreten yabani otlar ile aynı potada değerlendirilmek üzere popülasyona dahil edilir. Böylelikle, rekabetçi eleme fazı öncesinde popülasyon boyutu ($W + S_1 + S_2 + \cdots + S_W$) değerine ulaşır.

Adım 6: Bu adımda, ebeveyn otlar ve yavrularından oluşan yabani ot popülasyonunun bütün üyeleri, hayatta kalanları belirlemek amacıyla rekabete sokulurlar. Uygunluk değeri bakımından en iyi bireyden en kötü bireye doğru sıralama işlemi gerçekleştirildikten sonra, ilk W çözüm, hayatta kalan bireyler olarak tayin edilip bir sonraki iterasyona aktarılırken, geriye kalan çözümler, popülasyon boyutunu W değerinde sabit tutmak amacıyla elenir.

Adım 7: Bu ana kadar gerçekleştirilmiş olan uygunluk değerlendirmelerinin toplam sayısı, DIWO-PTS prosedürü için durdurma kriteri olarak belirlenen maksimum uygunluk değerlendirme sayısına (NFE) ulaşmış ise, optimizasyon işlemi sonlandırılarak en iyi yabani ot pozisyonu, optimum faz dizisi olarak seçilir. Aksi takdirde, optimizasyon işlemine Adım 2'den devam edilir. DIWO-PTS stratejisinin akış diyagramı Şekil 2.14'te verilmiştir.



Şekil 2.14. DIWO-PTS tekniğinin akış diyagramı.

2.4.5. UFMC Dalga Formunda SLM Yöntemi ile PAPR Düşürme İşlemi

SLM yönteminin UFMC vericisine entegrasyonunu gösteren blok diyagram Şekil 2.15'te verilmiştir [133]. Şekilde de açıkça gösterildiği üzere, ikili bitlerden oluşan veri dizisi SLM bloğuna uygulanmadan önce, modülatör bloğu vasıtasıyla aşağıdaki gibi tanımlanan QAM sembol dizisine dönüştürülür:

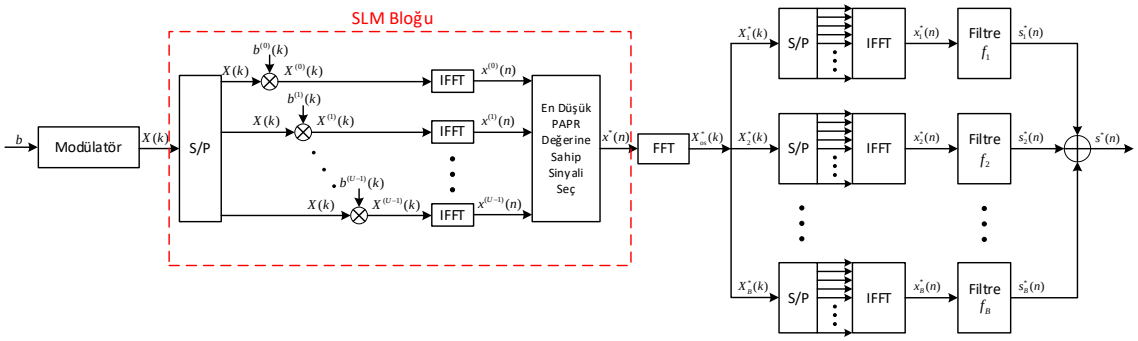
$$X(k)=\left[X(0),\ X(1),...,X(N-1)\right] \tag{2.138}$$

Daha sonra, $X(k)$ vektörünün U tane kopyası alınır. Bunun yanında, faz rotasyon işlemi için hazır hale gelmek amacıyla, $X(k)$ vektörünün her bir kopyası için rastgele bir faz dizisi üretilir. Söz konusu faz dizileri aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$b^{(u)}(k)=\left[b^{(u)}(0),\ b^{(u)}(1),...,b^{(u)}(N-1)\right] \quad , \quad u=0,1,...,U-1 \tag{2.139}$$

Burada U, rastgele üretilen faz dizilerinin toplam sayısına karşılık gelirken $b^{(u)}(k)\in\{-1,+1\}$ 'dir. $X(k)$ vektörünün U farklı faz döndürülmüş versiyonunu elde etmek için, her bir $X(k)$ kopyası, ilgili kopya için üretilmiş olan rastgele faz dizisi ile aşağıdaki gibi çarpılır:

$$\begin{aligned} X^{(u)}(k)&=\left[X(0)\cdot b^{(u)}(0),\ X(1)\cdot b^{(u)}(1),...,X(N-1)\cdot b^{(u)}(N-1)\right] \\ &=\left[X^{(u)}(0),\ X^{(u)}(1),...,X^{(u)}(N-1)\right] \end{aligned} \tag{2.140}$$



Şekil 2.15. SLM yönteminin UFMC vericisine entegrasyonu.

Burada $X(k)$ vektörünün $b^{(u)}(k)$ ile sembolize edilen *u*. faz dizisiyle çarpımı, *u*. faz döndürülmüş veri dizisine karşılık gelen $X^{(u)}(k)$ vektörünü vermektedir. Arkasından, elde edilen $X^{(u)}(k)$ veri dizisini *L* faktörlü üst örnekleme işlemine tabi tutabilmek amacıyla, ilgili veri dizisinin sağ ve sol taraflarına $(L-1)N/2$ tane sıfır eklenir:

$$X_{os}^{(u)}(k)=\left[\underbrace{0,0,...,0}_{(L-1)N/2},\ \underbrace{X^{(u)}(0),\ X^{(u)}(1),...,X^{(u)}(N-1)}_{N},\ \underbrace{0,0,...,0}_{(L-1)N/2}\right] \tag{2.141}$$

Söz konusu sıfır ekleme işlemi ile birlikte, $X^{(u)}(k)$ vektörünün toplam uzunluğu *LN* değerine ulaşmaktadır. Daha sonra, zaman domeninde yer alan *u*. aday sinyal, IFFT işlemi vasıtasıyla $X_{os}^{(u)}(k)$ veri dizisinden aşağıdaki gibi elde edilir:

$$x^{(u)}(n)=IFFT\left(X_{os}^{(u)}(k)\right)=\frac{1}{\sqrt{N}}\sum_{k=0}^{N-1}X(k)\cdot b^{(u)}(k)\cdot e^{\frac{j2\pi kn}{LN}},\ 0\le n\le LN-1 \tag{2.142}$$

Minimum tepe gücü değerine sahip en iyi $x^{(u)}(n)$ aday sinyalinin elde edilmesini sağlayan optimum $b^{(u)}(k)$ dizisine ulaşmak için aşağıdaki işlem yerine getirilir:

$$b^{*}(k)=\arg\ \min_{b^{(u)}(k)}\left\{\max_{0\le n\le LN-1}\left[\left|\frac{1}{\sqrt{N}}\sum_{k=0}^{N-1}X(k)\cdot b^{(u)}(k)\cdot e^{\frac{j2\pi kn}{LN}}\right|^{2}\right]\right\} \tag{2.143}$$

Burada $b^{*}(k)$, optimum $b^{(u)}(k)$ dizisini temsil etmektedir. $b^{*}(k)$ dizisinin bulunmasının ardından, söz konusu faz dizisi kullanılarak SLM tabanlı optimize edilmiş sinyal aşağıdaki gibi elde edilir:

$$x^{*}(n)=\frac{1}{\sqrt{N}}\sum_{k=0}^{N-1}X(k)\cdot b^{*}(k)\cdot e^{\frac{j2\pi kn}{LN}},\ 0\le n\le LN-1 \tag{2.144}$$

Daha sonra, SLM bloğu çıkışından elde edilen $x^{*}(n)$ sinyali, direk olarak UFMC bloğuna beslenmek yerine öncelikle FFT işleminden geçirilir. Çünkü, bir sinyalin UFMC vericisinde alt bantlara tahsis edilebilmesi için, o sinyalin frekans domeninde olması gerekmektedir. Bu yüzden, SLM çıkışından elde edilen zaman domeni sinyalleri UFMC girişine uygulanabilir hale getirebilmek için, SLM ve UFMC blokları arasına FFT bloğu

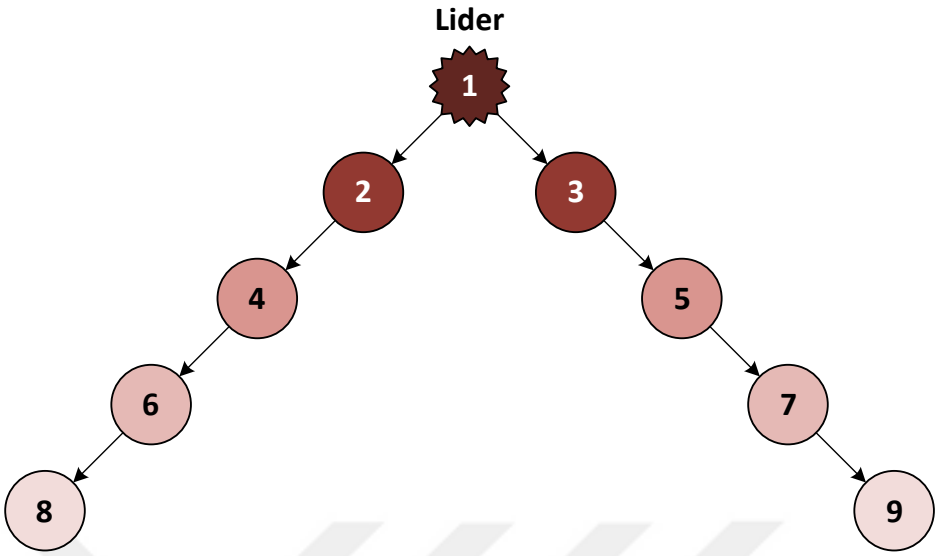
yerleştirilmiştir. SLM tabanlı optimize edilmiş sinyalin FFT işlemi sonucu elde edilen frekans domeni versiyonu, söz konusu alt bantlara tahsis işleminden başlamak üzere, sırayla UFMC bloğuna ait işlemlere tabi tutulur. SLM tabanlı optimize edilmiş sinyal ile PTS tabanlı optimize edilmiş sinyal üzerinde gerçekleştirilen UFMC işlemleri birbiriyle aynı olup, FFT işlemi de dahil olmak üzere, $x^{*}(n)$ sinyali üzerinde gerçekleştirilen UFMC işlemlerinin ayrıntılı matematiksel analizine Bölüm 2.4.3'ten ulaşılabilir. Tüm bu işlemler tamamlandıktan sonra, UFMC bloğu çıkışından PAPR değeri minimize edilmiş iletim sinyali elde edilecektir.

2.4.6. UFMC Dalga Formu için Geliştirilen Zeki Optimizasyon Tabanlı SLM Teknikleri

Bu bölümde, UFMC dalga formu için geliştirilen MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM stratejileri sırasıyla kapsamlı bir şekilde sunulmuştur. Söz konusu PAPR düşürme stratejilerinden her biri için iki tane alt bölüm kullanılmış olup, birinci alt bölümde, faz optimizasyonunda faydalanılan zeki optimizasyon algoritması ile ilgili bilgiler verilirken, hemen ardından gelen alt bölümde ise, ilgili PAPR düşürme stratejisi en ince ayrıntısına kadar açıklanmıştır. Bu amaçla, öncelikle MBO algoritması tanıtılmıştır. Hemen ardından, komşuluk üretme operatörü olarak döngüsel bit çevirme mekanizması entegre edilmiş olan MBO algoritmasının faz optimizatörü olarak kullanıldığı MBO-SLM stratejisinin ayrıntılı sunumu gerçekleştirilmiştir. Daha sonra orijinal CS algoritması tanıtılmış olup hemen ardından gelen alt bölümde ise, söz konusu algoritmanın bu tez çalışmasında geliştirilen ayrık varyantı kullanılarak elde edilmiş olan DCS-SLM stratejisi açıklanmıştır. Son olarak, ayrık bir FOA varyantı olan DFOA algoritması tanıtıldıktan sonra, ilgili algoritmanın SLM yöntemine entegrasyonu sonucu elde edilen DFOA-SLM isimli PAPR düşürme stratejisi ayrıntılı olarak anlatılmıştır.

2.4.6.1. Göçmen Kuş Optimizasyon (MBO) Algoritması

Göçmen kuş optimizasyon (MBO) algoritması, göç boyunca minimum enerji sarfiyatıyla maksimum mesafe kat edebilmek için göçmen kuşların oluşturmuş olduğu V şeklindeki uçuş formasyonundan alınan ilhamla, Duman ve arkadaşları tarafından geliştirilmiştir [102].



Şekil 2.16. MBO algoritmasında 9 üyeli kuş sürüsünün V şeklindeki uçuş formasyonu.

Şekil 2.16'da gösterilmiş olan söz konusu uçuş modu sayesinde, sürünün sol ve sağ kuyruklarında yer alan kuşlar, daha fazla rüzgâr direncine maruz kalan ön sıralardaki kuşlardan faydalanırlar. Sürüdeki en çok enerji harcayan kuş olan lider kuş yorgun düştüğü zaman, sürünün sol veya sağ kuyruğunun en arkasına geçerken, kendisini takip eden kuşlardan birisi liderliği ele alır. Kuşlar arasındaki bu fayda mekanizması, sürünün uzun mesafeler boyunca dinç kalmasını sağlamaktadır. Ön sıralarda yer alan kuşların rüzgârı kesmek suretiyle arka sıralardaki kuşlara sağlamış oldukları fayda, MBO algoritmasında ön sıralardan arka sıralara doğru bilgi paylaşımı şeklinde modellenmiştir. Kuşlar arasındaki söz konusu bilgi paylaşım mekanizmasının yönü, Şekil 2.16'da oklarla gösterilmiştir.

Göçmen kuş optimizasyonu, komşuluk tabanlı metasezgisel bir optimizasyon algoritmasıdır. MBO algoritmasında optimizasyon işlemi, V formasyonunda ilk çözümlerin üretilmesiyle başlar. Daha sonra, ilk çözüme karşılık gelen lider kuştan başlayıp sol ve sağ kuyruklara doğru uzayan hat boyunca ilerleyerek, her bir sürü üyesi için belirli bir sayıda komşu çözüm üretilir. Ardından, popülasyon üyeleri için üretilmiş olan komşu çözüm grupları değerlendirilerek, söz konusu gruplarda yer alan en iyi çözümler, uygunluk değerleri bakımından güncel sürü üyeleri ile karşılaştırılır. En iyi komşu çözümler arasında üretildikleri popülasyon üyelerinden daha iyi uygunluk değerine sahip olanlar, söz konusu üyelerin yerini alırlar. Ayrıca, lider kuş haricinde her

bir kuş, bir önündeki kuşun kullanılmayan en iyi komşu çözümlerinden faydalanır. Kuşlar arasındaki bu fayda mekanizması şu şekilde çalışmaktadır: Lider kuş dışında sürüde yer alan herhangi bir kuş, kendisine ait komşu çözüm matrisinin bir kısmını oluşturduktan sonra, ilgili matrisin geriye kalan kısmı, bir öndeki kuşa ait kullanılmamış en iyi komşu çözümler ile tamamlanır. Sonrasında, söz konusu matriste yer alan komşu çözümlerden en iyi uygunluk değerine sahip olanı, ait olduğu kuş ile uygunluk değeri bakımından aç gözlü seçim işlemine tabi tutulur. Komşu çözüm matrisindeki geriye kalan üyelerden en iyileri ise, takipçi kuş ile paylaşılır. Yukarıda bahsedilen işlemler her bir popülasyon üyesi için yerine getirildikten sonra, bir tur tamamlanmış olur ve belirli bir tur sayısı boyunca algoritma bu şekilde çalışmaya devam eder. Algoritma için önceden belirlenmiş olan tur sayısına ulaşıldığında ise, ilk çözüm sol veya sağ sürü kuyruğunun en arkasına giderken, kendisini takip eden ikinci ve üçüncü çözümlerden birisi, ilk çözümün yerini alır. Böylelikle bir döngü tamamlanmış olur. Optimizasyon işlemi belirli bir döngü sayısı boyunca bu şekilde sürdürüldükten sonra, algoritma sonlandırılır. MBO algoritmasının nasıl çalıştığını gösteren sözde kod, Şekil 2.17'de verilmiştir [102-104].

F tane rastgele çözüm üreterek başlangıç popülasyonunu oluştur

Başlangıç çözümlerini V formasyonunda yerleştir

for $i = 1 : C$ // *C* döngü için

  for $j = 1 : T$ // *T* tur için

    Lider çözüm için *W* tane komşu çözüm üretip değerlendir

    for $k = 2 : F$ // lider çözüm hariç her bir S_k çözümü için

      S_k çözümü için $(W - H)$ tane komşu çözüm üret

      Toplam komşu çözüm sayısını *W* değerine tamamlamak için, S_k çözümünün önündeki sürü bireyinden *H* tane kullanılmayan en iyi komşu çözümü al

      S_k çözümünü iyileştirmek için, mevcut *W* tane komşu çözümü değerlendir

    end for *k*

  end for *j*

  Lider çözümü, kuş sürüsünün sol ya da sağ en arka kısmına gönderip, takipçilerinden bir tanesini de boşalan lider pozisyonuna kaydır

end for *i*

return en iyi çözüm

Şekil 2.17. Göçmen kuş optimizasyon algoritmasının sözde kodu.

MBO parametreleri ve neye karşılık geldikleri aşağıda verilmiştir:

F: Sürüdeki kuş sayısı.

W: Her bir popülasyon üyesi için üretilen komşu çözüm sayısı.

H: Popülasyon üyeleri arasında paylaşılan komşu çözüm sayısı.

T: Maksimum tur sayısı.

C: Maksimum döngü sayısı.

2.4.6.2. Göçmen Kuş Optimizasyonu (MBO) Tabanlı SLM Tekniği

MBO-SLM olarak adlandırılan MBO tabanlı SLM prosedüründe, faz dizileri aşağıdaki gibi kuş pozisyonları şeklinde ifade edilmektedir:

$$b^{(f)}(k)=\left[b^{(f)}(0),\ b^{(f)}(1),...,b^{(f)}(N-1)\right],\quad f=1,2,...,F \tag{2.145}$$

Burada *F*, sürüdeki toplam kuş sayısını belirtmektedir. İlgili kuş pozisyonlarına ait komşu çözümler ise aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$p^{(f,w)}(k)=\left[p^{(f,w)}(0),\ p^{(f,w)}(1),...,p^{(f,w)}(N-1)\right],\quad w=1,2,...,W \tag{2.146}$$

Burada $p^{(f,w)}(k)$, *f*. kuşun *w*. komşu çözümünü ifade ederken *W*, her bir kuşun toplam komşu çözüm sayısına karşılık gelmektedir. MBO algoritması ile SLM yönteminde faz optimizasyonu işleminin nasıl gerçekleştirildiği, aşağıda adım adım ayrıntılı bir şekilde açıklanmıştır [111]:

Adım 1: İlk olarak, çözüm kalitelerini gösteren uygunluk değerlerini saklamak amacıyla hem kuş hem de komşu çözüm vektörlerine birer boyut daha eklenir. Buna göre, kuş ve komşu çözüm vektörleri aşağıdaki gibi yeniden tanımlanır:

$$Y^{(f)}(k)=\left[b^{(f)}(0),\ b^{(f)}(1),...,b^{(f)}(N-1),\ \ fit\left(b^{(f)}(k)\right)\right] \tag{2.147}$$

$$Z^{(f,w)}(k)=\left[p^{(f,w)}(0),\ p^{(f,w)}(1),...,p^{(f,w)}(N-1),\ \ fit\left(p^{(f,w)}(k)\right)\right] \tag{2.148}$$

Burada $fit\left(b^{(f)}(k)\right)$ ve $fit\left(p^{(f,w)}(k)\right)$, sırasıyla $b^{(f)}(k)$ ve $p^{(f,w)}(k)$ vektörlerinin uygunluk değerlerini temsil etmektedir. Daha sonra, F sayıda rastgele faz dizisi üretip ardından her birinin uygunluk değerini hesaplayarak, $Y^{(f)}(k)$ ile ifade edilen başlangıç çözüm vektörleri oluşturulur. Söz konusu faz dizilerinin uygunluk değerleri aşağıdaki denklem vasıtasıyla hesaplanır:

$$fit\left(b^{(f)}(k)\right)=\max_{0\le n\le LN-1}\left[\left|\frac{1}{\sqrt{N}}\sum_{k=0}^{N-1}X(k)\cdot b^{(f)}(k)\cdot e^{\frac{j2\pi kn}{LN}}\right|^2\right],\quad f=1,2,...,F \tag{2.149}$$

Her biri bir kuşu temsil eden $Y^{(f)}(k)$ vektörleri, daha sonra Şekil 2.16'da gösterildiği gibi V formasyonunda yerleştirilir.

Adım 2: Başlangıç popülasyonunun oluşturulmasının ardından, öncelikle lider kuş için W adet komşu çözüm üretilir. Daha önce bahsedildiği üzere, MBO algoritmasında komşu çözüm üretme işlemini yerine getirmek amacıyla, bu tez çalışmasında döngüsel bit çevirme mekanizmasından [109] yararlanılmıştır. Bu amaçla, söz konusu mekanizmanın MBO algoritmasına entegre edilebilmesi için hem kuş hem de komşu çözüm vektörlerinde aşağıdaki gibi yeni birer boyut daha tanımlanır:

$$\begin{aligned}Y^{(f)}(k)&=\left[b^{(f)}(k),\ fit\left(b^{(f)}(k)\right),\ m_f\right]\\&=\left[b^{(f)}(0),\ b^{(f)}(1),...,b^{(f)}(N-1),\ fit\left(b^{(f)}(k)\right),\ m_f\right]\end{aligned} \tag{2.150}$$

$$\begin{aligned}Z^{(f,w)}(k)&=\left[p^{(f,w)}(k),\ fit\left(p^{(f,w)}(k)\right),\ m_{f,w}\right]\\&=\left[p^{(f,w)}(0),\ p^{(f,w)}(1),...,p^{(f,w)}(N-1),\ fit\left(p^{(f,w)}(k)\right),\ m_{f,w}\right]\end{aligned} \tag{2.151}$$

Burada m_f, f. kuşun bit çevirme indisini belirtirken $m_{f,w}$, f. kuşun w. komşu çözümüne ait bit çevirme indisini sembolize etmektedir. Söz konusu çözüme özgü indis değerleri, döngüsel bit çevirme tabanlı komşu çözüm üretme işleminde kullanılacaktır. Bu arada, her bir kuş için başlangıç indis değerinin $m_f=1$ olarak tayin edildiği unutulmamalıdır. Daha sonra, aşağıdaki denklem kullanılarak, lider kuşun birinci komşu çözümü üretilir (f = 1, w = 1 için):

$$Z^{(f,w)}(k) = flip\left(Y^{(f)}(k)\right)_{m_f} \tag{2.152}$$

Burada $flip\left(Y^{(f)}(k)\right)_{m_f}$ fonksiyonu, $Y^{(f)}(k)$ vektörü içerisindeki m_f. elemanın işaretini ters çevirmektedir. Bit çevirme işleminin hemen ardından, m_f ile sembolize edilen bit çevirme indisi 1 artırılır:

$$m_f = m_f + 1 \tag{2.153}$$

Böylelikle, her bir komşu çözüm üretiminde tekrarlanan bit çevirme işleminin, gelecek komşu çözüm üretiminde bir sonraki elemandan devam etmesi sağlanmış olur. Bit çevirme işlemini döngüsel bir modda sürdürebilmek için, m_f parametresi 1 artırılmasının hemen arkasından aşağıdaki işlemden geçirilir:

$$m_f = \mathrm{mod}\left(m_f - 1,\ N\right) + 1 \tag{2.154}$$

Burada $\mathrm{mod}\left(m_f - 1,\ N\right)$ operatörü, $\left(m_f - 1\right)$ ifadesinin N değerine göre modunu hesaplamaktadır. $Y^{(f)}(k)$ ile sembolize edilen f. kuş vektöründe gerçekleştirilen her bir komşu çözüm üretiminde, ilgili vektörün m_f parametresi 1 artırıldığından dolayı, söz konusu parametrenin $N + 1$ değerine ulaşması durumunda, Denklem (2.154) devreye girerek ilgili parametreyi tekrardan başlangıç değeri olan 1'e eşitler. Söz konusu bit çevirme döngüsü, optimizasyon işlemi sona erene kadar her bir çözüm vektörü için bu şekilde devam eder. Döngüsel bit çevirme prosedürü tabanlı komşuluk üretme mekanizması sayesinde, araştırma uzayı çok daha etkin bir şekilde taranmakta olup, uzun süre ziyaret edilmemiş komşu çözüm bırakma olasılığı minimize edilmektedir. m_f parametresinin Denklem (2.154) vasıtasıyla güncellenmesinin ardından, $m_{f,w}$ parametresi m_f değerine eşitlenir:

$$m_{f,w} = m_f \tag{2.155}$$

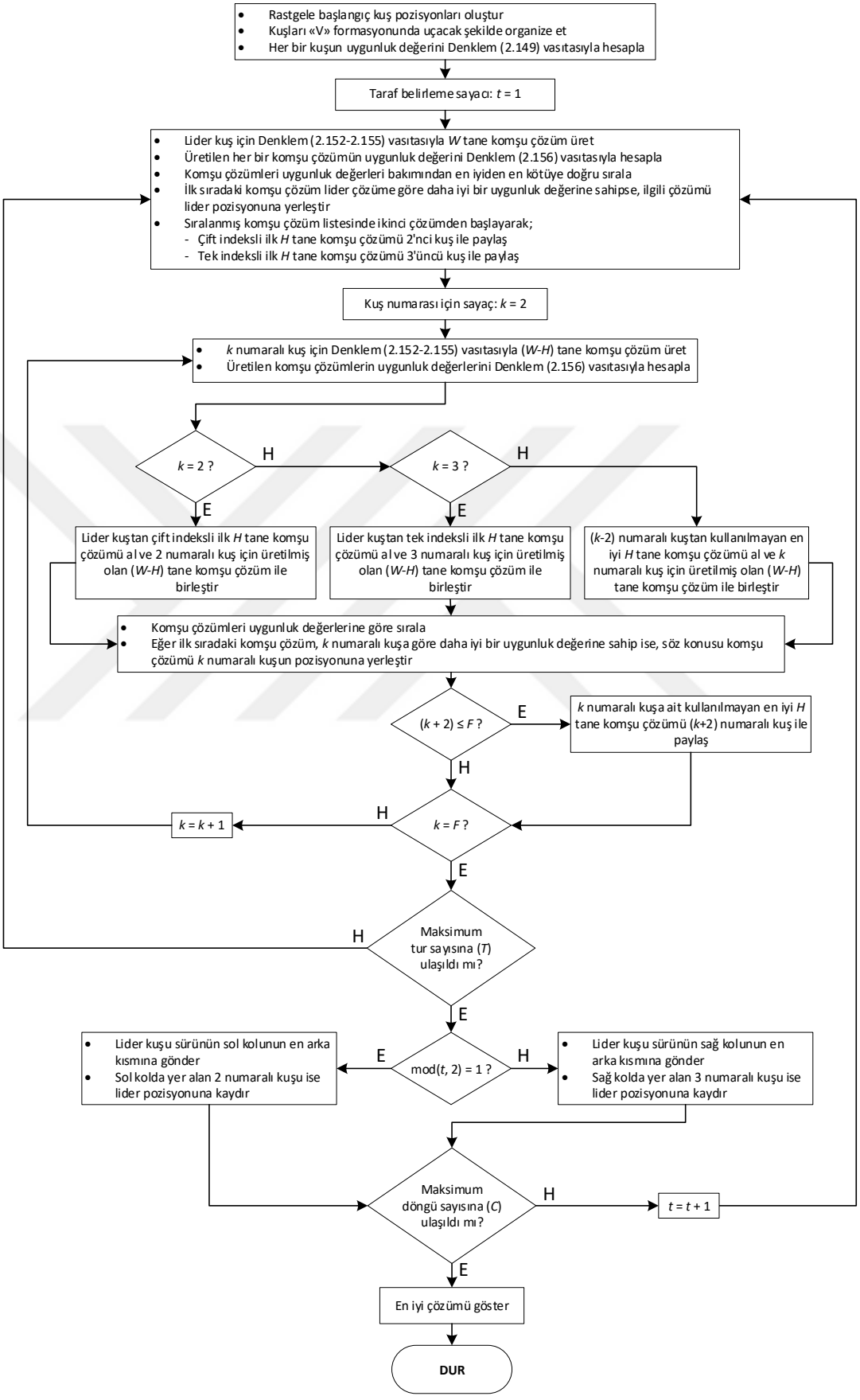
Böylece, $Z^{(f,w)}(k)$ komşu çözüm vektörünün $Y^{(f)}(k)$ kuş vektörünün yerini alması durumunda, bir sonraki komşu çözüm üretme operasyonunda gerçekleştirilecek olan bit çevirme işlemi, f. kuşun w. komşu çözümüne karşılık gelen $Z^{(f,w)}(k)$ vektörünü üretmek için işareti ters çevrilmiş olan faz faktörünün hemen yanındaki elemandan devam eder.

Bu sayede, bit çevirme işlemindeki döngüsel ilerleyiş, komşu çözüm vektörlerinde de korunmuş olur. Lider kuşun birinci komşu çözümünü üretmek için Denklem (2.152-2.155) kullanılarak yukarıda gerçekleştirilen işlemler, ilgili kuş için *W* adet komşu çözüm üretene kadar tekrar edilir. Lider kuş için üretilmiş olan komşu çözüm vektörleri, daha sonra uygunluk değerleri bakımından sıralanır. Her bir komşu çözümün uygunluk değeri ise, aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$fit\left(p^{(f,w)}(k)\right) = \max_{0\le n\le LN-1}\left[\left|\frac{1}{\sqrt{N}}\sum_{k=0}^{N-1} X(k)\cdot p^{(f,w)}(k)\cdot e^{\frac{j2\pi kn}{LN}}\right|^2\right], \quad w=1,2,...,W \tag{2.156}$$

SLM yönteminde faz optimizasyonu, bir tür minimizasyon problemi olduğu için, minimum uygunluk değerine sahip komşu çözüm, sıralamada en üstte yer alacaktır. İlk sırada yer alan en iyi komşu çözüm vektörünün uygunluğu, lider kuşunkinden daha iyi ise, ilgili komşu çözüm lider kuşun yerini alır. Daha sonra, en iyi ikinci komşu çözümden başlayarak, kullanılmayan en iyi 2*H* adet komşu çözüm, lider kuşu takip eden ikinci ve üçüncü kuşlarla paylaşılır. Burada her bir takipçi kuşa *H* adet komşu çözüm düşmektedir. Sıralı listede yer alan ikinci komşu çözümden itibaren çift indisli çözümler ikinci kuşla paylaşılırken, tek indisli olanlar üçüncü kuş ile paylaşılır.

Adım 3: Lider kuş haricinde geriye kalan her bir sürü üyesi için, Denklem (2.152-2.155) kullanılarak (*W* – *H*) adet komşu çözüm üretilir. Üretilen komşu çözümler daha sonra Denklem (2.156)'da verilen amaç fonksiyonu vasıtasıyla değerlendirilir. Komşu çözüm sayısını her bir kuş için *W* değerine tamamlamak amacıyla, bir öndeki kuştan kullanılmamış en iyi *H* adet komşu çözüm daha alınır. Üretilen (*W* – *H*) adet komşu çözüm ile bir öndeki kuş tarafından paylaşılan *H* adet çözümün birleştirilmesi sonucu elde edilen *W* adet komşu çözüm vektörü, uygunluk değerleri bakımından sıralanır. Sıralamada birinci olan en iyi komşu çözüm vektörü, ait olduğu kuştan daha iyi uygunluk değerine sahipse, ilgili çözüm, söz konusu kuşun yerini alır. Daha sonra, kullanılmayan en iyi *H* adet komşu çözüm, takipçi kuş ile paylaşılır. Adım 3'te bahsedilen işlemlerin, lider kuş hariç geriye kalan bütün sürü üyeleri için yerine getirilmesinin ardından, bir tur tamamlanmış olur.



Şekil 2.18. MBO-SLM tekniğinin akış diyagramı.

Adım 4: Daha önceden belirlenmiş olan tur sayısına (*T*) ulaşıldığı anda, lider kuş V formasyonlu kuş sürüsünün sol en arkasına taşınırken, aynı kol üzerinde yer alan 2 numaralı kuş, lider pozisyonuna kaydırılır. Bu arada, bir sonraki lider değişim işlemi, lider kuşu sürünün sağ en arkasına gönderip aynı hat üzerinde yer alan 3 numaralı kuşu ise lider pozisyonuna kaydırmak suretiyle sağ tarafta gerçekleştirilecektir. Optimizasyon işlemi boyunca bu şekilde bir sol bir sağ şeklinde ilerlenmektedir. Lider değiştirme operasyonu ile birlikte, algoritmanın bir döngüsü tamamlanır. Adım 2'den Adım 4'e kadar olan işlemler, daha önceden belirlenmiş sayıda döngü (*C*) boyunca tekrarlandıktan sonra optimizasyon işlemi sonlandırılıp, en iyi uygunluk değerine sahip popülasyon üyesi optimum faz dizisi olarak seçilir. MBO-SLM prosedürüne ait akış diyagramı Şekil 2.18'de verilmiştir [111].

2.4.6.3. Orijinal Guguk Kuşu Arama (CS) Algoritması

Guguk kuşu arama (CS) algoritması, guguk kuşu türlerinin doğadaki sıra dışı üreme davranışlarından alınan ilham üzerine, Yang ve Deb tarafından 2009 yılında geliştirilmiştir [105]. Bu inanılmaz kuşlar, yumurtalarını farklı kuş türlerine ait diğer yuvalara bırakarak, yavrularını büyütme sorumluluğundan kaçınırlar. Bunu yaparken, yumurtalarının yuva sahibi kuş tarafından tespit edilme olasılığını düşürmek amacıyla, yuvadaki yumurtaların hem rengini hem de desenini şaşırtıcı bir şekilde taklit ederler. Çünkü yuva sahibi kuş yabancı bir yumurtanın farkına vardığı takdirde, ya ilgili yumurtayı yuvasından aşağı atmakta, ya da farklı bir bölgede yenisini yapmak üzere yuvasını terk etmektedir. Guguk kuşları, yukarıda bahsedilen taklit etme davranışlarının yanı sıra, kendi yavrularının yumurtadan çıkma olasılığını artırmak için, yumurtlama işleminin hemen ardından, yuva sahibi kuşa ait bazı yumurtaları yuvadan atacak derecede agresifleşirler. Dahası bu agresif davranış, genellikle yuva sahibi kuşun yavrularından daha önce yumurtadan çıkan guguk kuşu yavruları tarafından da tekrarlanır [105-107].

Yang ve Deb, standart CS algoritmasını geliştirmek amacıyla, aşağıdaki gibi üç ayrı kural tanımlayarak guguk kuşlarının karmaşık davranışlarını daha ideal hale getirmişlerdir:

1. Her bir guguk kuşu, rastgele seçilen bir yuvaya her seferinde sadece bir yumurta bırakır.

2. Yüksek kaliteli yumurta bulunduran yuvalar, bir sonraki jenerasyona aktarılır.

3. Guguk kuşları tarafından istismar edilebilecek mevcut yuva sayısı sabittir. Guguk kuşuna ait yumurtanın, yuva sahibi kuş tarafından fark edilme olasılığı $p_a \in [0,1]$ şeklinde tanımlanır. Söz konusu olasılığın meydana gelmesi durumunda, yuva sahibi kuş iki şekilde tepki verebilir: Bu tepkilerden birisi yabancı yumurtayı yuvadan atmak, diğeri ise mevcut yuvayı terk edip başka bir yerde yenisini inşa etmektir.

Üçüncü kuralın CS algoritmasındaki modellemesi, en kötü yuvanın yerine p_a olasılıkla rastgele bir pozisyonda yeni bir yuva inşa etmek (rastgele yeni bir çözüm üretmek) şeklinde gerçekleştirilmiştir. CS algoritmasında her bir çözüm, yuvadaki tek bir yumurta tarafından temsil edilmektedir. Kural 1'e göre her bir guguk kuşu tek seferde sadece bir yumurta bırakabildiğinden ve her bir yuvada sadece bir yumurta bulunduğundan dolayı, CS algoritmasında herhangi bir çözüm, aynı zamanda bir guguk kuşu ya da bir yuva tarafından da temsil edilebilmektedir. Başka bir şekilde söylemek gerekirse, CS algoritmasında herhangi bir çözümü yuva ile, yumurta ile ya da guguk kuşu ile temsil etmek arasında hiçbir fark yoktur. Yukarıda verilen kurallar dikkate alınarak gerçekleştirilen çeşitli modellemeler sonucunda CS algoritması oluşturulmuştur. Söz konusu algoritmanın sözde kodu, Şekil 2.19'da verilmiştir [105-107].

$x_i^{(t)}$ ile ifade edilen *i*. guguk kuşundan yeni çözüm üretimi, Lévy uçuşu vasıtasıyla aşağıdaki gibi gerçekleştirilmektedir:

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \oplus L\acute{e}vy(\lambda) \tag{2.157}$$

Burada adım büyüklüğünü belirleyen $\alpha > 0$ katsayısı, çözülecek optimizasyon problemi dikkate alınarak ayarlanabilmektedir. Söz konusu adım büyüklüğü katsayısı genellikle $\alpha = 1$ olarak tayin edilmektedir. $\oplus$ işareti ise eleman-eleman çarpma işlemini simgelemektedir. CS algoritmasında yeni çözüm üretmede kullanılan Lévy uçuşları, adım uzunlukları Lévy dağılımından seçilen rastgele yürüyüş işleminin yerine getirilmesini sağlamaktadır. Söz konusu Lévy dağılımı aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$L\acute{e}vy \sim u = t^{-\lambda} \quad , \quad (1 < \lambda \leq 3) \tag{2.158}$$

n tane yuvadan ibaret olan başlangıç popülasyonunu oluştur
while (*t* < *maksimum jenerasyon sayısı*)
Popülasyondan rastgele bir yuva (*i*'nci yuva) seç
Seçilen yuvadan Denklem (2.157) yardımıyla yeni bir çözüm üret
Yeni çözümün uygunluğunu (F_i) değerlendir
Popülasyondan rastgele bir yuva (*j*'nci yuva) seç
if ($F_i < F_j$) // minimizasyon problemleri için
i'nci yuvadan üretilmiş olan yeni çözümü *j*'nci yuvanın yerine koy
end
Güncel en kötü yuvayı p_a olasılıkla terk edip yerine yenisini üret
Yuvaları uygunluk değerlerine göre sıralayarak güncel en iyi çözümü bul
end while
return en iyi çözüm

Şekil 2.19. Guguk kuşu arama algoritmasının sözde kodu.

2.4.6.4. Ayrık Guguk Kuşu Arama (DCS) Tabanlı SLM Tekniği

Geleneksel SLM yönteminde $b^{(u)}(k) = \left[b^{(u)}(0),\ b^{(u)}(1), ..., b^{(u)}(N-1) \right]$, $u = 0,1,...,U-1$ şeklinde tanımlanan faz dizilerinin optimizasyonu, ayrık uzayda çözülmesi gereken kombinatoryal bir optimizasyon problemidir. Ancak orijinal CS algoritması, başlangıçta sürekli optimizasyon problemlerinin çözümü için geliştirilmiştir. Bu nedenle, söz konusu algoritmanın orijinal versiyonunun ayrık uzayda faz optimizasyonu amacıyla SLM yöntemine direk olarak uygulanması mümkün değildir. Bu durum göz önünde bulundurularak, standart CS algoritmasının DCS olarak adlandırılan yeni bir ayrık versiyonu geliştirilmiş olup, ilgili algoritma daha sonra faz optimizasyonu amacıyla SLM yöntemine entegre edilerek, DCS-SLM isimli yeni bir PAPR düşürme stratejisi elde edilmiştir. Söz konusu PAPR düşürme stratejisinde faz dizileri, aşağıdaki gibi guguk kuşu pozisyonları şeklinde ifade edilmektedir:

$$b^{(c)}(k) = \left[b^{(c)}(0),\ b^{(c)}(1), ..., b^{(c)}(N-1) \right] \quad , \qquad c = 1,2,...,C \tag{2.159}$$

Burada *C*, popülasyondaki toplam guguk kuşu sayısını belirtmektedir. DCS algoritması kullanılarak SLM yönteminde faz optimizasyonu işleminin nasıl gerçekleştirildiği, adım adım aşağıda açıklanmıştır [112]:

Adım 1: Denklem (2.159)'da tanımlanmış olan faz dizisi vektörlerinden rastgele *C* tane üretilerek başlangıç guguk kuşu popülasyonu oluşturulur.

Adım 2: Rastgele üretilmiş olan her bir çözümün uygunluk değeri, aşağıda verilen amaç fonksiyonu vasıtasıyla hesaplanır:

$$fit\left(b^{(c)}(k)\right) = \max_{0\le n\le LN-1}\left[\left|\frac{1}{\sqrt{N}}\sum_{k=0}^{N-1} X(k)\cdot b^{(c)}(k)\cdot e^{\frac{j2\pi kn}{LN}}\right|^2\right], \quad c=1,2,...,C \tag{2.160}$$

Adım 3: Guguk kuşu popülasyonundan rastgele bir çözüm (*r*. çözüm) seçilir.

Adım 4: Rastgele seçilmiş olan çözüm vektöründen, döngüsel bit çevirme prosedürü [109] kullanılarak yeni bir çözüm üretilir:

$$b_{yeni}^{(r)}(k) = flip\left(b^{(r)}(k)\right)_{m_r} \quad , \qquad 1\le r\le C \tag{2.161}$$

Burada *r*, *C* adet çözüm vektöründen oluşan guguk kuşu popülasyonundan rastgele bir çözüm seçmek amacıyla [1, *C*] aralığında üretilmiş olan rastgele bir tamsayıdır. m_r ise, *r*. çözüme ait bit çevirme indisidir. Yukarıdaki denklemde yer alan $flip\left(b^{(r)}(k)\right)_{m_r}$ fonksiyonu, $b^{(r)}(k)=\left[b^{(r)}(0),\ b^{(r)}(1),...,b^{(r)}(N-1)\right]$ şeklinde tanımlanan *r*. çözüm vektörü içerisindeki m_r. elemanın işaretini ters çevirmektedir. Burada $b^{(r)}(k)\in\{-1,+1\}$ olduğuna dikkat edilmelidir. Daha sonra, Denklem (2.160)'ta verilmiş olan amaç fonksiyonundan yararlanarak, $b_{yeni}^{(r)}(k)$ ile sembolize edilen yeni çözümün uygunluk değeri hesaplanır. Yapılan uygunluk hesabına göre, $b_{yeni}^{(r)}(k)$ çözümünün uygunluk değeri $b^{(r)}(k)$ çözümünün uygunluk değerinden daha iyi ise, $b_{yeni}^{(r)}(k)$ çözümü, $b^{(r)}(k)$ çözümünün yerini alır. Aksi takdirde, $b^{(r)}(k)$ çözümü herhangi bir değişiklik yapılmadan korunur. $b^{(r)}(k)$ vektörü içerisinde yer alan m_r. elemanın işaretinin ters çevrilmesinin

ardından, söz konusu vektörde gerçekleştirilmesi muhtemel bir sonraki bit çevirme işleminin, işareti ters çevrilmiş son elemanın hemen yanındaki vektör bileşeninden devam etmesini sağlamak amacıyla, m_r değeri aşağıdaki gibi 1 artırılır.

$$m_r = m_r + 1 \tag{2.162}$$

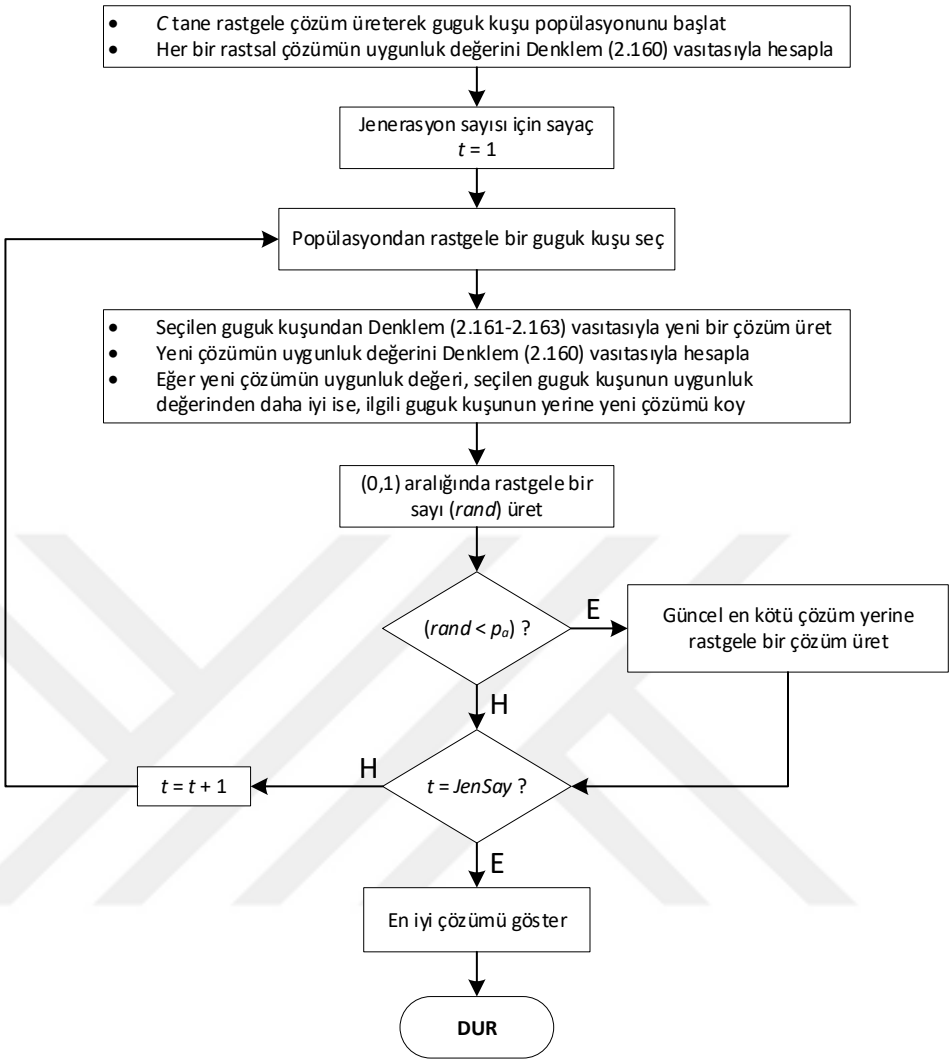
Bu arada, her bir çözüm vektöründe bit çevirme işlemine birinci vektör elemanından başlayabilmek için, popülasyon üyelerine ait bit çevirme indislerinin başlangıç değerleri $m_c = [m_1, m_2, ..., m_C] = [1, 1, ..., 1]$ şeklinde tayin edilmektedir. 1 artırma işleminin hemen ardından, bit çevirme işleminin döngüsel bir şekilde sürdürülmesini sağlamak için, aşağıdaki denklem vasıtasıyla m_r değeri kontrol edilir:

$$m_r = \mathrm{mod}(m_r - 1,\ N) + 1 \tag{2.163}$$

Burada $\mathrm{mod}(m_r - 1,\ N)$ operatörü, $(m_r - 1)$'in N'ye bölümünden kalanı vermektedir. Popülasyon içerisinden rastgele seçilen r. guguk kuşunun her bir çözüm güncellemesinde, ilgili kuşun m_r ile sembolize edilen bit çevirme indisi Denklem (2.162) vasıtasıyla 1 artırılır. Bu işlemin hemen arkasından Denklem (2.163) kullanılarak gerçekleştirilen indis kontrolü sayesinde, m_r değeri optimizasyon işlemi süresince ne zaman $N + 1$ değerine ulaşsa, yeniden başlangıç değeri olan 1'e eşitlenir. Bu arada, her bir popülasyon üyesi için başlangıç bit çevirme indisi değerinin 1 olarak belirlendiği unutulmamalıdır. m_r parametresi üzerinde sırasıyla Denklem (2.162) ve Denklem (2.163) vasıtasıyla gerçekleştirilen işlemler sayesinde, bit çevirme işleminin optimizasyon işlemi sona erene kadar her bir çözüm vektörü için döngüsel bir modda sürdürülmesi sağlanmaktadır.

Adım 5: (0, 1) aralığında rastgele bir sayı (*rand*) üretilir. Eğer *rand* değeri, yabancı yumurtayı ayırt etme olasılığını belirten p_a katsayısından küçükse, popülasyondaki güncel en kötü çözüm yerine rastgele bir çözüm üretilir.

Adım 6: Adım 3'ten Adım 5'e kadar olan işlemleri yerine getirdikten sonra, algoritmanın bir jenerasyonu tamamlanmış olur. Algoritmanın önceden belirlenmiş sayıda jenerasyon (*JenSay*) boyunca çalıştırılmasının ardından, optimizasyon işlemi sonlandırılır ve en iyi uygunluk değerine sahip çözüm, optimum faz dizisi olarak belirlenir. DCS-SLM prosedürüne ait akış diyagramı Şekil 2.20'de gösterilmektedir [112].



Şekil 2.20. DCS-SLM tekniğinin akış diyagramı.

2.4.6.5. Ayrık Orman Optimizasyon Algoritması (DFOA)

[108]'de sürekli optimizasyon problemleri için önerilmiş olan orijinal FOA, aynı zamanda söz konusu algoritmanın mucitleri olan Ghaemi ve Derakhshi tarafından [110] numaralı çalışmada nitelik seçme probleminde kullanılmak üzere ayrık hale getirilmiştir. DFOA'ya ait fazlar aşağıda ayrıntılı bir şekilde açıklanmıştır [110]:

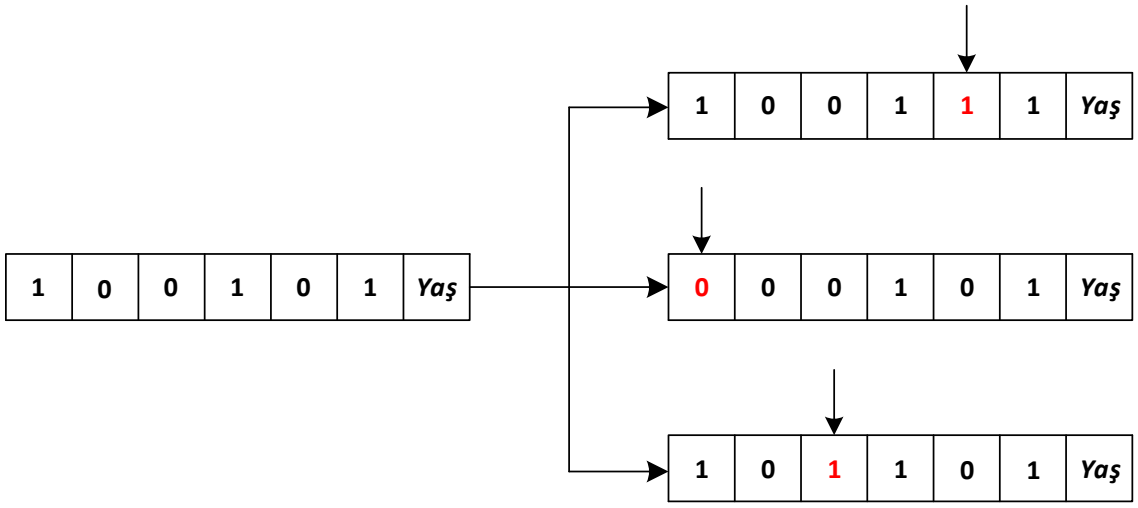
2.4.6.5.1. Başlangıç Ormanı Oluşturma

Başlangıç ormanı, belirli sayıda rastgele ağaç üreterek oluşturulur. Bu amaçla, ağaçlar tarafından temsil edilen çözüm vektörlerinin her bir boyutuna rastgele ya 1 ya da 0 değeri verilerek ilk çözümler oluşturulur. *n*-boyutlu bir çözüm uzayında her bir ağaç vektörünün

toplam boyut sayısı, *Yaş* değerinin saklandığı ekstra bir boyut ile birlikte ($n + 1$) değerine eşit olacaktır. Başlangıç fazında, rastgele üretilen ağaçların ilk *Yaş* değerleri 0 olarak belirlenmektedir.

2.4.6.5.2. Yerel Tohumlama

Bu fazda, *Yaş* değeri 0'a eşit olan her bir ağaçtan belirli bir sayıda komşu çözüm üretilir ve üretilen bu yeni çözümler ormana eklenir. Sıfır yaşlı bir ağaçta yerel tohumlama işlemi şu şekilde gerçekleştirilmektedir: İlk olarak, söz konusu ağaç vektöründe rastgele bir boyut seçilir ve sonrasında seçilen bu boyutun değeri ters çevrilir (0'dan 1'e ya da 1'den 0'a). Bu işlem, ilgili ağaçtan *LSC* farklı komşu çözüm üretmek amacıyla *LSC* kere tekrarlanır. Yerel tohumlama değişiklikleri (*LSC*), yerel tohumlama fazında sıfır yaşlı ağaçların her birinden üretilecek olan toplam çözüm sayısını belirleyen bir başka FOA parametresidir. Yerel tohumlama aşamasının tamamlanmasının ardından, popülasyona yeni katılan üyelerin dışındaki her bir çözümün *Yaş* değeri 1 artırılır. Yerel tohumlama işlemi, daha net anlaşılabilmesi için Şekil 2.21'de verilen bir örnek üzerinden açıklanmıştır. Bu örnekte, n ile sembolize edilen problem boyutu ile *LSC* parametresi değerleri sırasıyla $n = 6$ ve $LSC = 3$ olarak belirlenmiştir.



Şekil 2.21. *LSC* = 3 için yerel tohumlama örneği.

2.4.6.5.3. Popülasyon Sınırlama

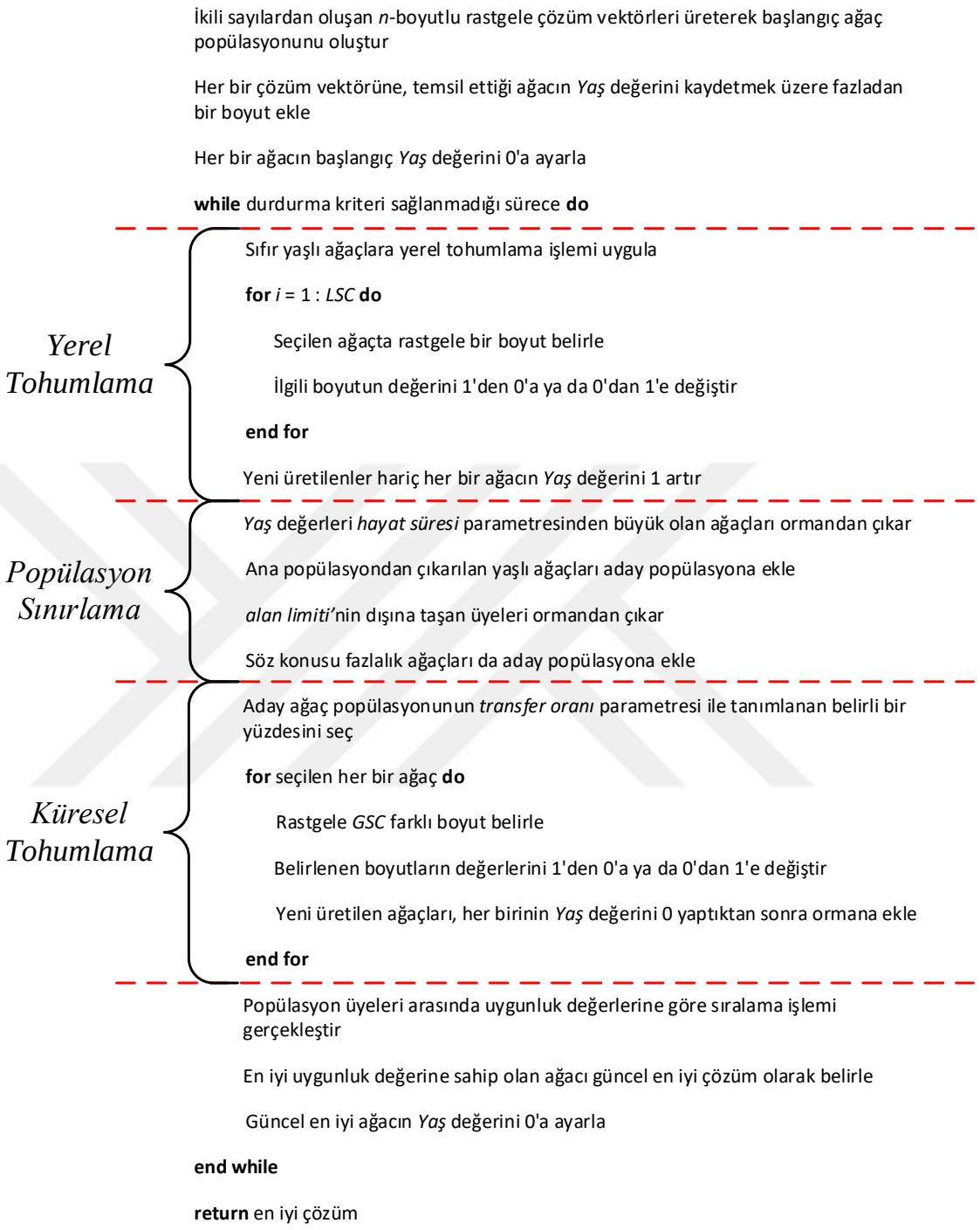
Bu fazda bazı bireyler ormandan çıkarılarak, yerel tohumlama fazında yeni üyelerin katılmış olduğu ağaç popülasyonunun boyutu düşürülür. Popülasyon sınırlama işleminde, belirleyici iki FOA parametresi mevcuttur. Bunlar sırasıyla *hayat süresi* ve *alan sınırı* parametreleridir. Popülasyon sınırlama işlemi, kendi içerisinde iki eleme aşamasından oluşmaktadır. İlk aşamada eliminasyon işlemi, *hayat süresi* parametresine göre gerçekleştirilir. Bu amaçla, önceden belirlenmiş *hayat süresi* değerinden daha büyük *Yaş* değerine sahip olan ağaçlar ormandan çıkarılır. Daha sonra bu yaşlı bireylerden, küresel tohumlama fazında kullanılmak üzere farklı bir çözüm grubu oluşturulur. Söz konusu çözüm grubu, aday popülasyon olarak isimlendirilir. Popülasyon sınırlama işleminin ikinci eleme aşamasında ise, yüksek yaşlı bireylerin ilk aşamada elenmesinin ardından geriye kalan popülasyon üyeleri uygunluk değerlerine göre sıralanır. Yapılan sıralama işleminden sonra, *alan sınırı* dışında kalan ağaçlar ormandan çıkarılarak bir önceki aşamada yaşlı bireylerden oluşturulan aday popülasyona eklenir.

2.4.6.5.4. Küresel Tohumlama

Küresel tohumlama fazında, bir önceki fazda oluşturulan aday popülasyonun belirli bir yüzdesinin seçilmesiyle işe başlanır. Söz konusu yüzde değeri, *transfer oranı* olarak adlandırılan bir diğer FOA parametresi vasıtasıyla ayarlanmaktadır. Ardından seçilen her bir ağaç vektörü için, belirli sayıda rastgele boyutlar belirlenir. Rastgele bir şekilde seçilecek olan söz konusu vektör boyutlarının sayısı ise, küresel tohumlama değişiklikleri (*GSC*) parametresi vasıtasıyla kontrol edilmektedir. Daha sonra, seçilen boyutların değerleri 0'dan 1'e ya da 1'den 0'a olacak şekilde değiştirilir. Son olarak, küresel tohumlama fazında üretilen yeni ağaçlar, *Yaş* değerleri 0'a eşitlendikten sonra ormana eklenir. n = 6 ve *GSC* = 2 için, herhangi bir ağaca küresel tohumlama işleminin nasıl uygulandığı, Şekil 2.22'de görsel olarak açıklanmıştır.



Şekil 2.22. *GSC* = 2 için küresel tohumlama örneği.



Şekil 2.23. Ayrık orman optimizasyon algoritmasının sözde kodu.

2.4.6.5.5. Güncel En İyi Ağacı Belirleme

Bu fazda, popülasyon üyelerinin uygunluk değerlerine göre sıralanmasının ardından, popülasyondaki en iyi uygunluk değerine sahip olan ağaç, güncel en iyi ağaç olarak belirlenir. Sonrasında ise, güncel en iyi ağacın yaşından dolayı popülasyondan atılma

ihtimalini ortadan kaldırmak amacıyla, ilgili ağacın *Yaş* değeri 0'a eşitlenir. Yerel tohumlama fazından güncel en iyi ağacı belirleme fazına kadar olan işlemler, durdurma kriteri sağlanana kadar döngüsel bir şekilde tekrarlanır. DFOA'nın sözde kodu, Şekil 2.23'te verilmiştir [110].

2.4.6.6. Ayrık Orman Optimizasyon Algoritması (DFOA) Tabanlı SLM Tekniği

Klasik SLM yönteminde faz rotasyon işlemi için rastgele üretilen faz dizileri, −1 ve +1'lerden oluştuğu için, ikili çözüm uzayında optimizasyon işlemi gerçekleştirmeye müsait olan DFOA'yı faz optimizasyonu problemine adapte etmek mümkündür. Bunun için 0 ve 1'lerden oluşan ikili çözüm uzayının −1 ve +1'lerden oluştuğunu farz edip ona göre işlem yapmak yeterlidir. DFOA'nın SLM yöntemine entegrasyonu sonucu elde edilen DFOA-SLM stratejisinde, en iyisine ulaşmak için rastgele faz dizileri üretmek yerine, DFOA tabanlı faz optimizasyon işlemi gerçekleştirilmekte olup, söz konusu faz dizileri aşağıdaki gibi ağaç pozisyonları tarafından temsil edilmektedir:

$$F^{(t)}(k) = \left[b^{(t)}(0),\ b^{(t)}(1), ..., b^{(t)}(N-1),\ Yaş^{(t)} \right] \quad , \qquad t = 1, 2, ..., T \tag{2.164}$$

Burada ormandaki güncel ağaç sayısını belirten T parametresi, optimizasyon işlemi boyunca artıp azalabilen değişken bir parametredir. $Yaş^{(t)}$ ise, $F^{(t)}(k)$ ile ifade edilen *t.* ağacın yaşını sembolize etmektedir. DFOA-SLM stratejisine ait işlem adımları, aşağıda detaylı bir şekilde açıklanmıştır [113]:

Adım 1: İlk olarak, Denklem (2.164)'te tanımlanan ağaç vektörlerinden *alan sınırı* sayısınca rastgele üretilerek, başlangıç ağaç popülasyonu oluşturulur. Böylelikle, T parametresinin başlangıç değeri, *alan sınırı* değerine eşit olacaktır.

Adım 2: İlk ağaçların uygunluk değerleri aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$fit\left(F^{(t)}(k)\right) = \max_{0 \le n \le LN-1} \left[\left| \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X(k) \cdot F^{(t)}(k) \cdot e^{\frac{j2\pi kn}{LN}} \right|^2 \right], \quad t = 1, 2, ..., T \tag{2.165}$$

Adım 3: Her bir $F^{(t)}(k)$ için, $Yaş^{(t)} = 0$ ise, ilgili ağaç aşağıdaki gibi yerel tohumlama işlemine tabi tutulur:

$$L^{(\alpha,t)}(k) = \underset{0\le k\le N-1}{flip}\left(F^{(t)}(k),\ 1\right) \quad , \qquad \alpha = 1,2,...,LSC; \qquad t = 1,2,...,T \tag{2.166}$$

Burada $\underset{0\le k\le N-1}{flip}\left(F^{(t)}(k),\ 1\right)$ operatörü yardımıyla $F^{(t)}(k)$ ağaç vektörünün $0 \le k \le N-1$ aralığında rastgele belirlenen bir boyutunun işareti ters çevrilerek ilgili ağaçtan yeni bir ağaç üretilmektedir. Bu işlem, *Yaş* değeri 0'a eşit olan her bir ağaç için *LSC* kez tekrarlanarak söz konusu ağaçların her birinden *LSC* farklı yeni ağaç üretilir. Ormandaki sıfır yaşlı mevcut ağaç sayısının *M* değerine eşit olduğu kabul edilsin. Bu durumda, yerel tohumlama fazında üretilecek toplam yeni ağaç sayısı $M \cdot LSC$ değerine eşit olacaktır. Denklem (2.166)'da $L^{(\alpha,t)}(k)$, popülasyondaki *t*. ağacın *α*. tohumunu temsil etmektedir.

Adım 4: Yeni ağaçların uygunluk hesabı aşağıdaki gibi gerçekleştirilir:

$$fit\left(L^{(\alpha,t)}(k)\right) = \max_{0\le n\le LN-1}\left[\left|\frac{1}{\sqrt{N}}\sum_{k=0}^{N-1} X(k)\cdot L^{(\alpha,t)}(k)\cdot e^{\frac{j2\pi kn}{LN}}\right|^2\right] \tag{2.167}$$
$$\alpha = 1,2,...,LSC; \quad t = 1,2,...,T$$

Adım 5: $L^{(\alpha,t)}(k)$ ile ifade edilen yeni üretilmiş ağaçlar popülasyona eklenir. Böylece, ormandaki toplam ağaç sayısı T = (*alan sınırı*) + $M \cdot LSC$ değerine ulaşır. Sonrasında, yeni üretilen ağaçların *Yaş* değerleri 0 yapılırken, geriye kalan popülasyon üyelerininki 1 artırılır.

Adım 6: Yaşları *hayat süresi* parametresinden büyük olan yaşlı bireyler, aday popülasyonun belirli bir bölümünü oluşturmak üzere güncel ağaç popülasyonundan çıkarılır.

Adım 7: *hayat süresi* parametresinden küçük veya bu parametreye eşit değerde yaşa sahip oldukları için ilk eleme aşamasını atlatan diğer popülasyon üyeleri ise, uygunluk değerlerine göre sıralanır. Sıralama işleminden sonra, *alan sınırı* dışında kalan ağaçlar varsa, ilgili ağaçlar aday popülasyonun geriye kalan bölümünü oluşturmak üzere ormandan çıkarılır. Bu işlem sayesinde maksimum popülasyon boyutunun *alan sınırı* değerini aşması önlenmektedir. Bir başka deyişle, ormandaki ağaç sayısı $T \le$ *alan sınırı* olacak şekilde ayarlanmaktadır.

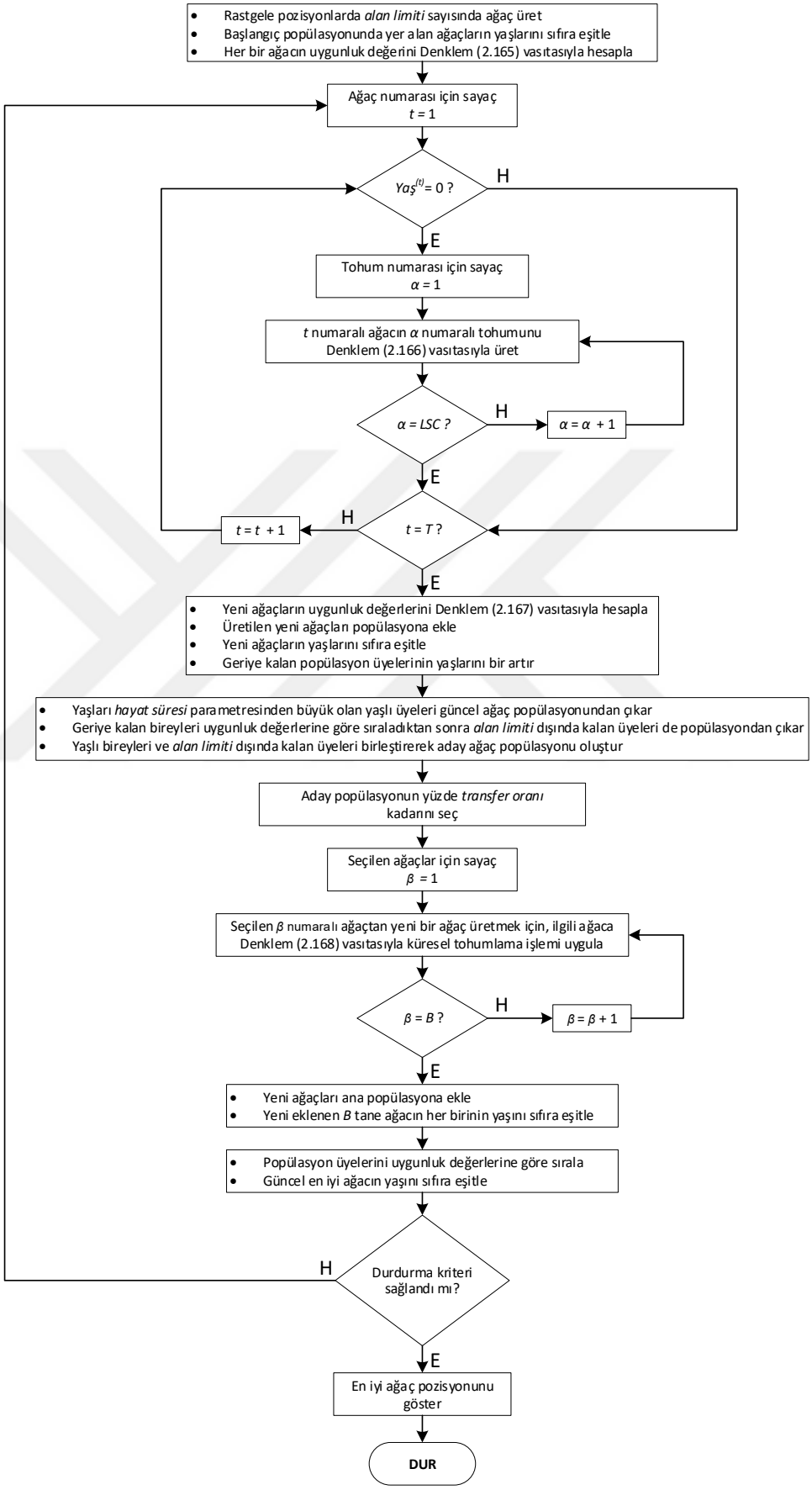
Adım 8: Aday popülasyon üyelerinin belirli bir yüzdesi seçilir. Söz konusu yüzde değeri, optimizasyon işlemi öncesinde tanımlanmış olan *transfer oranı* parametresi tarafından belirlenmektedir. Daha sonra, aday popülasyondan seçilmiş olan her bir ağaç, ormanın uzak bölgelerinde yeni ağaçlar üretmek amacıyla küresel tohumlama işlemine tabi tutulur. Eğer seçilen ağaç vektörleri ve bu ağaçların toplam sayısı sırasıyla $C^{(\beta)}(k)$ ve B ile sembolize edilecek olursa, söz konusu ağaç vektörlerine uygulanan küresel tohumlama işlemi aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$G^{(\beta)}(k) = \underset{0\le k\le N-1}{flip}\left(C^{(\beta)}(k),\ GSC\right) \quad , \qquad \beta = 1,2,...,B \tag{2.168}$$

Burada $\underset{0\le k\le N-1}{flip}\left(C^{(\beta)}(k),\ GSC\right)$, $C^{(\beta)}(k) = \left[b^{(\beta)}(0),\ b^{(\beta)}(1),...,b^{(\beta)}(N-1),\ Age^{(\beta)}\right]$ şeklinde tanımlanan β. aday ağaç vektörünün GSC farklı boyutunun işaretini ters çevirmektedir. Söz konusu boyutlar, $0 \le k \le N-1$ indis aralığında rastgele belirlenmektedir. $G^{(\beta)}(k)$ ise, küresel tohumlama fazında üretilmiş olan β. yeni ağacı temsil etmektedir. Üretilen yeni ağaçlar daha sonra ana popülasyona eklenir. Böylelikle, ormandaki ağaç sayısının maksimum değeri (*alan sınırı*) + B olur. Buna göre, küresel tohumlama fazının ardından popülasyondaki güncel ağaç sayısı $T \le$ (*alan sınırı*) + B şeklinde tanımlanabilir. 8. Adımın son işlemi olarak, popülasyona yeni eklenen B adet ağacın her birinin yaşı 0 yapılır.

Adım 9: Popülasyon üyeleri uygunluk değerlerine göre sıralanarak güncel en iyi ağaç bulunur. Daha sonra, o ana kadar elde edilen en iyi çözüme karşılık gelen güncel en iyi ağacın gelecek iterasyonlarda yaşı sebebiyle popülasyondan atılmasının önüne geçmek için, söz konusu ağacın yaş değeri 0'a eşitlenir.

Adım 10: DFOA-SLM stratejisinde durdurma kriteri olarak belirlenen maksimum uygunluk hesabı sayısına (*NFC*) ulaşılmışsa, algoritma durdurulur. Aksi takdirde, optimizasyon işlemine Adım 3'ten devam edilir. DFOA-SLM tekniğine ait akış diyagramı Şekil 2.24'te verilmiştir.



Şekil 2.24. DFOA-SLM tekniğinin akış diyagramı.

3. BÖLÜM

SİMÜLASYON ÇALIŞMALARI

3.1. Giriş

Bu bölümde, WOLA-OFDM için geliştirilmiş olan DSO-PTS ve DSO-SLM, LC-GFDM için geliştirilmiş olan CSO-PTS ve CSO-SLM ve son olarak UFMC için geliştirilmiş olan DEHO-PTS, DCSA-PTS, DIWO-PTS, MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM tekniklerinin performansları, geniş kapsamlı simülasyon çalışmaları vasıtasıyla değerlendirilmiştir. Söz konusu değerlendirmelerde, üç temel performans kriteri baz alınmıştır:

1. PAPR düşürme performansı
2. Güç spektral yoğunluğu (PSD) performansı
3. Bit hata oranı (BER) performansı

Yapılan performans değerlendirmelerinin yanı sıra, geliştirilmiş olan PAPR düşürme yöntemleri hesaplama karmaşıklıkları bakımından da analiz edilmiştir. Bu amaçla, klasik PTS ve klasik SLM de dahil olmak üzere her bir PAPR düşürme yöntemi için, uygulanmış olduğu dalga formunda meydana getirdiği karmaşıklık artışını net bir şekilde ortaya koyan, ayrıntılı bir matematiksel analiz gerçekleştirilmiştir.

3.2. WOLA-OFDM Dalga Formunda PAPR Düşürme

Bu bölümde, öncelikle DSO-PTS ve DSO-SLM stratejilerinin WOLA-OFDM dalga formundaki performansları incelenmiştir. Bu amaçla DSO-PTS için klasik PTS yöntemi, DSO-SLM için ise klasik SLM yöntemi karşılaştırma amaçlı kullanılmıştır. Söz konusu

klasik PAPR düşürme yöntemlerinin yanı sıra, her iki strateji de, literatürde mevcut etkili PAPR düşürme teknikleri arasında yer alan GreenOFDM [134] yöntemi ile farklı araştırma sayıları için karşılaştırılmıştır. Son olarak DSO-PTS ve DSO-SLM teknikleri birbirleriyle de kıyaslandıktan sonra ilgili tekniklerin performans analizi tamamlanmıştır. Performans analizinin tamamlanmasının ardından söz konusu teknikler için ayrıntılı bir karmaşıklık analizi gerçekleştirilerek bölüm sonlandırılmıştır.

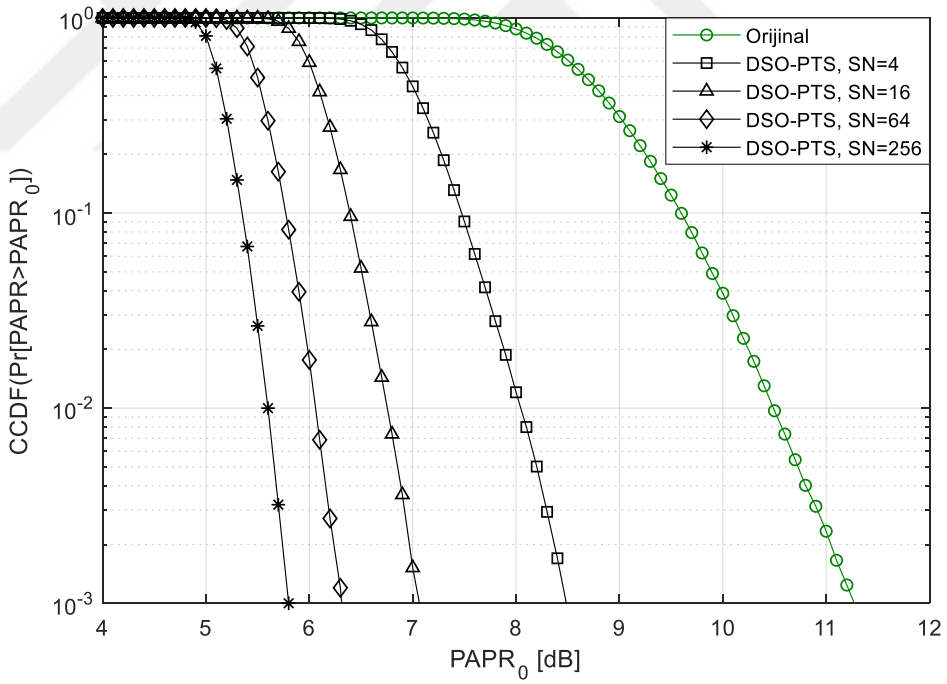
Klasik PTS ve DSO-PTS tekniklerinde, herhangi bir WOLA-OFDM sembolü için gerçekleştirilen her bir araştırmada, $b_m^{(v)} = \left[b_m^{(0)}, b_m^{(1)}, ..., b_m^{(V-1)} \right]$ şeklinde ifade edilen faz dizilerinden rastgele bir adet üretilmekte olup, üretilen toplam faz dizisi sayısı, *SN* parametresi ile ifade edilen toplam araştırma sayısına eşit olmaktadır. Klasik SLM, DSO-SLM ve modifiye edilmiş bir SLM türü olan GreenOFDM tekniklerinde ise, herhangi bir WOLA-OFDM sembolü için üretilen faz dizileri, $b_m^{(u)} = \left[b_{m,0}^{(u)}, b_{m,1}^{(u)}, ..., b_{m,N-1}^{(u)} \right]$, $u = 0,1,...,U-1$ şeklinde tanımlanmakta olup, yine her bir araştırmada rastgele bir adet faz dizisi üretilmektedir. Ancak toplam faz dizisi sayısı bu kez *U* parametresi tarafından belirlenmektedir. Diğer bir ifade ile, SLM tabanlı klasik PAPR düşürme tekniklerindeki araştırma sayısı *SN* = *U* olmaktadır. Bu bölümde, söz konusu PTS ve SLM tabanlı PAPR düşürme stratejileri arasında farklı araştırma sayıları için yapılacak olan karşılaştırmalarda herhangi bir karışıklığa izin vermemek için, ilgili stratejilerin araştırma sayısını ifade ederken sadece *SN* parametresi kullanılacaktır. Bu bölümde gerçekleştirilmiş olan simülasyon çalışmalarına ait parametre değerleri Tablo 3.1'de verilmiştir.

Tablo 3.1. Simülasyon parametreleri.

Alt taşıyıcı sayısı	$N = 32$
WOLA-OFDM sembollerinin sayısı	$M = 16$
Modülasyon türü	4-QAM
FFT boyutu	256
Örnekleme frekansı	3.84 MHz
HPA modeli	SSPA
Pencere türü	Düz tepeli rrc penceresi
Örtüşme uzantısı boyutu	$W = 8$
Döngüsel önek uzunluğu	$CP = 24$
Alt blok sayısı	$V = 16$
Üst örnekleme faktörü	$L = 8$
Kanal modeli	AWGN

3.2.1. DSO-PTS Tekniği ile PAPR Düşürme

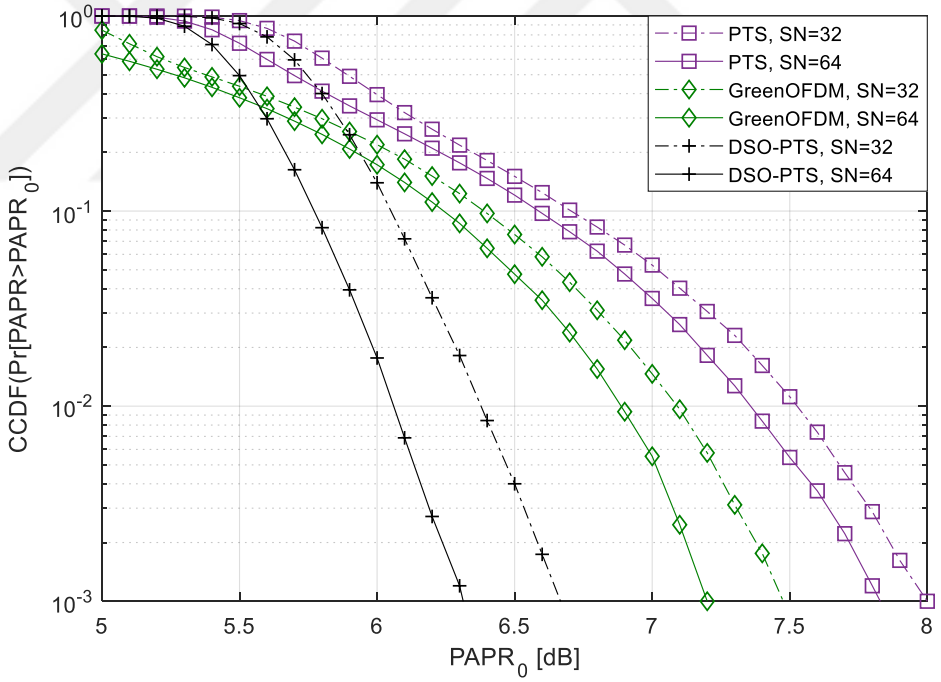
Şekil 3.1'de, $PAPR_0$ [dB] – CCDF grafiğinden faydalanarak, DSO-PTS tekniğinin PAPR düşürme performansı, farklı *SN* değerleri için analiz edilmiştir. Söz konusu tekniğe ait PAPR eğrileri sırasıyla 4, 16, 64 ve 256 araştırma sayıları için elde edilmiştir. Ayrıca, DSO-PTS tekniği ile elde edilen PAPR iyileşmesini net bir şekilde görebilmek amacıyla, orijinal WOLA-OFDM sinyaline ait PAPR eğrisi de grafiğe eklenmiştir. Şekil 3.1'den açıkça görüldüğü gibi, orijinal sinyalin PAPR değeri, DSO-PTS tekniği ile önemli ölçüde düşürülmüştür. Beklenildiği üzere *SN* değerindeki artışla birlikte, söz konusu tekniğin PAPR düşürme performansı da yükselmektedir. Örneğin CCDF = 10^{-3} değeri için, orijinal sinyalin PAPR değeri 11.27 dB olurken, DSO-PTS tekniğinin *SN* = 4 için PAPR değeri 8.49 dB'ye eşit olmaktadır ve araştırma sayısının 4'ten 256'ya kadar artırılmasıyla birlikte, DSO-PTS tekniğinin PAPR değeri 8.49 dB'den 5.80 dB'ye kadar düşmektedir.



Şekil 3.1. DSO-PTS tekniğinin farklı araştırma sayıları için PAPR düşürme performansı.

Şekil 3.2'de DSO-PTS tekniği, geleneksel PTS ve GreenOFDM yöntemleri ile iki farklı araştırma sayısı için PAPR düşürme performansı bakımından karşılaştırılmıştır. Söz konusu araştırma sayıları, sırasıyla 32 ve 64 olarak belirlenmiştir. Şekil 3.2'ye göre

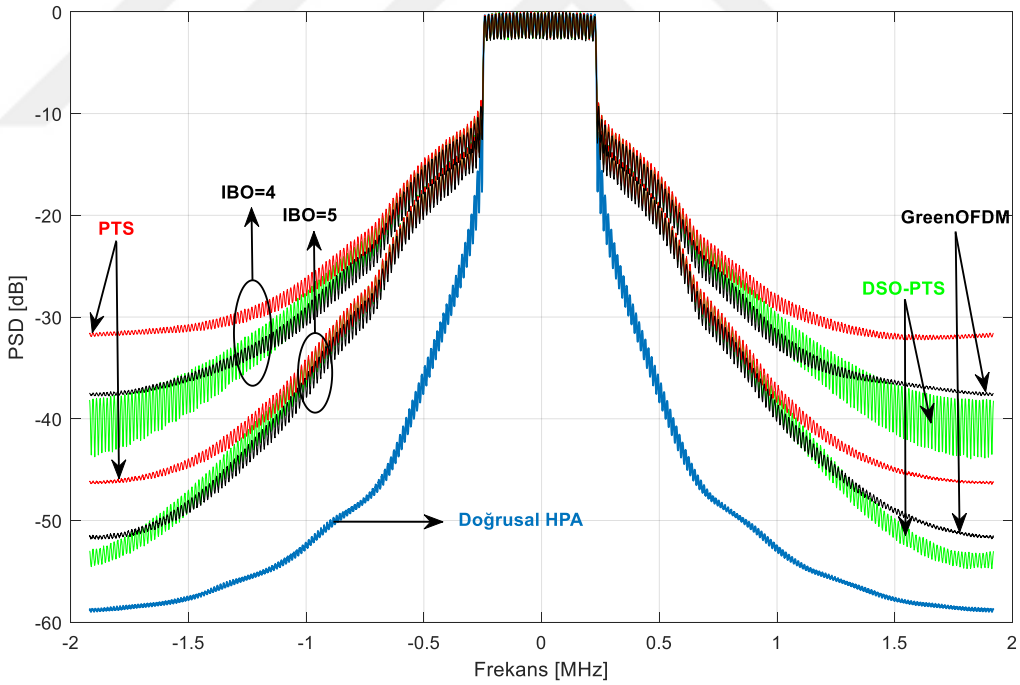
DSO-PTS tekniği, hem 32 hem de 64 araştırma sayıları için klasik PTS ve GreenOFDM yöntemlerinden daha iyi performans göstermektedir. İletim sinyallerinde PAPR büyümesine yol açan sembol örtüşmelerinin hem PTS hem de GreenOFDM yöntemlerinde hesaba katılmaması sebebiyle, WOLA-OFDM için özel olarak geliştirilmiş olan DSO-PTS tekniği söz konusu iki yöntemi de büyük bir farkla geride bırakmıştır. Örneğin, CCDF = 10^{-3} referans noktası olarak seçilirse, PTS, GreenOFDM ve DSO-PTS tekniklerinin PAPR değerleri, 32 araştırma için sırasıyla 8 dB, 7.48 dB ve 6.67 dB olurken, 64 araştırma için sırasıyla 7.83 dB, 7.20 dB ve 6.31 dB'ye eşit olmaktadır. Bu sonuçlara göre, DSO-PTS tekniği ile PTS ve GreenOFDM metotları üzerinden 32 araştırma için sırasıyla 1.33 dB ve 0.81 dB'lik kazançlar elde edilirken, söz konusu PAPR kazançları, araştırma sayısının 32'den 64'e artırılmasıyla birlikte sırasıyla 1.52 dB ve 0.89 dB değerlerine yükselmektedir.



Şekil 3.2. PTS, GreenOFDM ve DSO-PTS tekniklerinin PAPR düşürme performanslarının farklı araştırma sayıları için karşılaştırılması.

Şekil 3.3'te, PTS, GreenOFDM ve DSO-PTS tekniklerinin, SSPA ile kuvvetlendirme yapılan WOLA-OFDM sinyalinin güç spektral yoğunluğu üzerindeki etkileri, SSPA'nın farklı giriş geri çekme (IBO) değerleri için incelenmiştir. Burada IBO değerleri 4 dB ve 5 dB olarak seçilirken, araştırma sayısı ve SSPA'nın düzgünlük katsayısı (p) değerleri

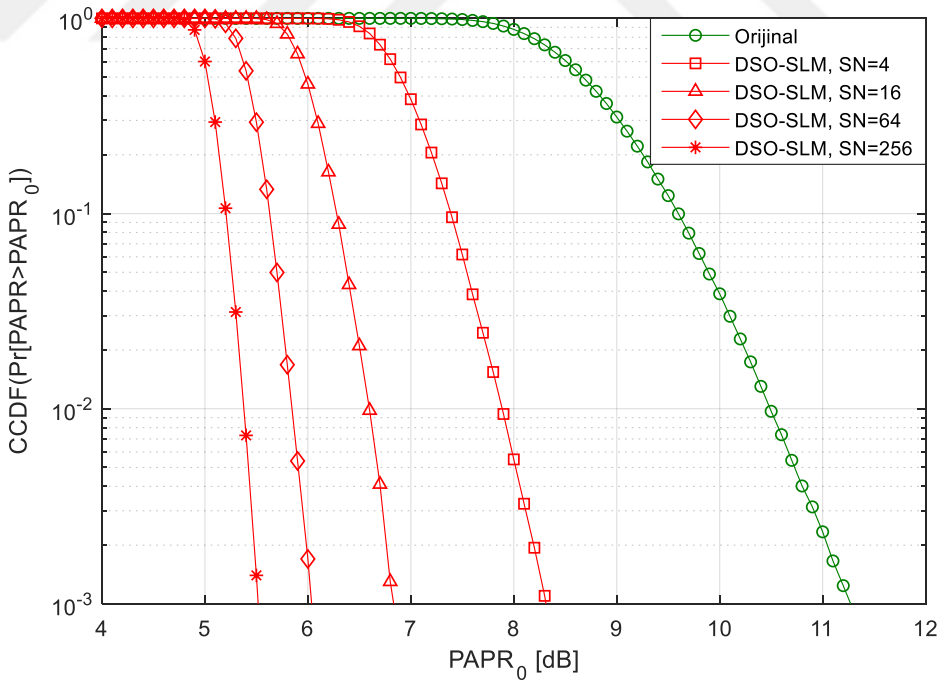
sırasıyla SN = 16 ve p = 0.5 olarak belirlenmiştir. Şekilden de açıkça görüleceği üzere, her bir IBO değeri için, en yüksek yan lob seviyesine sahip olan yöntem geleneksel PTS olurken, en düşük yan loblar DSO-PTS tekniği ile elde edilmiştir. Örneğin IBO = 5 dB için PTS, GreenOFDM ve DSO-PTS tekniklerine ait yan lob seviyeleri sırasıyla yaklaşık olarak −46.2 dB, −51.6 dB ve −53.8 dB değerlerine eşit olmaktadır. DSO-PTS tekniği ile daha düşük yan loblar elde edilmesinin temel sebebi, söz konusu tekniğin diğer yöntemlere göre daha iyi PAPR düşürme performansına sahip olmasıdır. Çünkü, bir sinyalin PAPR değeri ne kadar çok düşürülürse, o sinyal SSPA tarafından o kadar az bozulmaya uğrar. Bunun sonucunda da daha düşük yan lob seviyeleri elde edilir. Diğer taraftan, IBO değerindeki artış SSPA'nın çalışma noktasını doyum bölgesinden doğrusal bölgeye doğru kaydırdığı için, sinyaller daha az bozulmayla kuvvetlendirilmiş olup, sinyal bozulmalarının sebep olduğu yüksek yan lob seviyeleri, ancak doğrusal HPA ile elde edilebilen en düşük yan lob seviyesine doğru bastırılmıştır.



Şekil 3.3. PTS, GreenOFDM ve DSO-PTS tekniklerinin WOLA-OFDM dalga formunun güç spektral yoğunluğu üzerindeki etkileri.

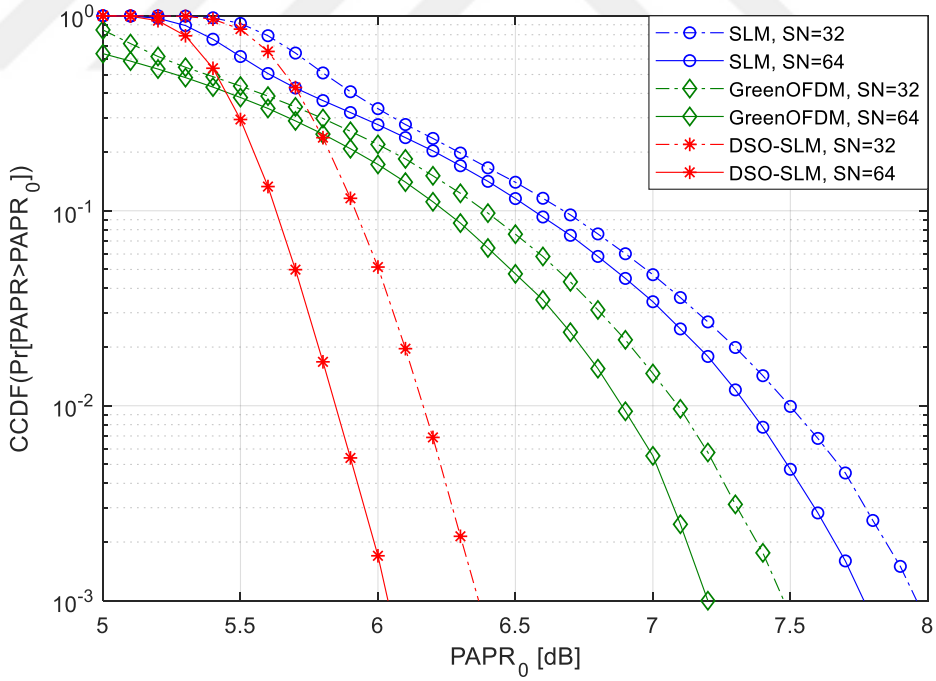
3.2.2. DSO-SLM Tekniği ile PAPR Düşürme

Şekil 3.4'te, araştırma sayısındaki değişimin, DSO-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansını nasıl etkilediğini gözlemleyebilmek amacıyla, *SN* parametresinin değeri 4'ten 256'ya kadar kademeli olarak artırılmıştır. *SN* değerindeki söz konusu kademeli artışın, DSO-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansında sağlamış olduğu gelişim Şekil 3.4'te net olarak görülmektedir. Şekilden de görüldüğü gibi araştırma sayısı ne kadar çok artırılırsa, orijinal sinyalin PAPR değeri o kadar fazla iyileşmektedir. Çünkü *SN* değerinin büyük seçilmesi, daha fazla sayıda faz dizisi ve buna bağlı olarak da daha çok alternatif iletim sinyali üretileceği anlamına gelmektedir. Alternatif iletim sinyali sayısındaki artışla birlikte, daha düşük PAPR değerine sahip sinyal elde etme olasılığı da artacağı için *SN* değerindeki artış, aynı zamanda DSO-SLM performansının da artmasına neden olacaktır. Şekil 3.4'te, $SN = 4$, $SN = 16$, $SN = 64$ ve $SN = 256$ araştırma sayıları için DSO-SLM tarafından CCDF = 10^{-3}'te elde edilen PAPR değerleri sırasıyla 8.31 dB, 6.83 dB, 6.04 dB ve 5.52 dB'ye eşittir.



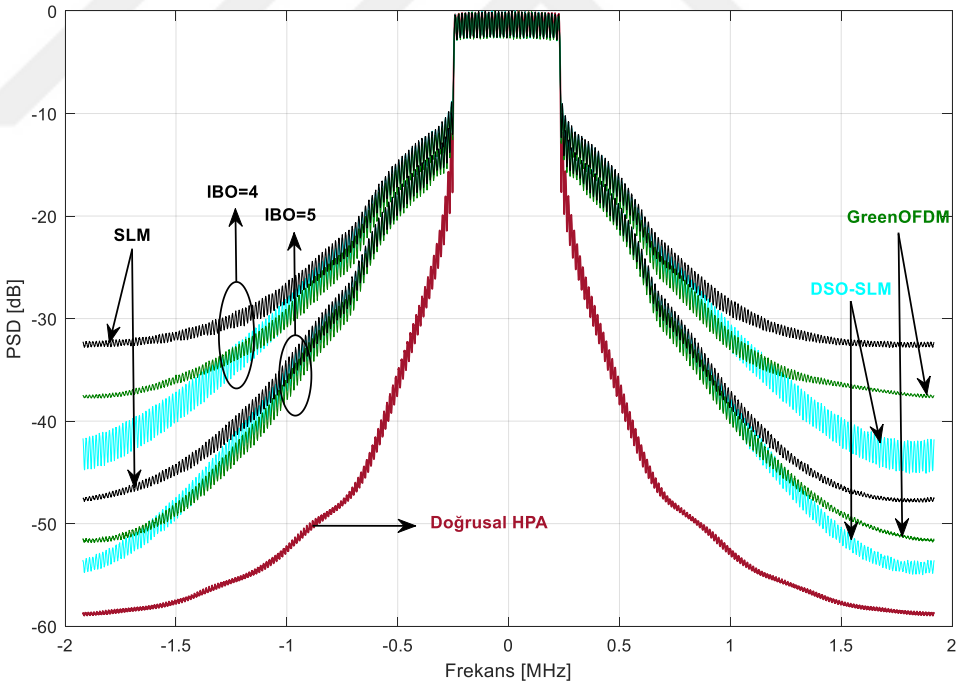
Şekil 3.4. DSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için PAPR düşürme performansı.

Şekil 3.5'te, SLM, GreenOFDM ve DSO-SLM tekniklerinin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri hem 32 hem de 64 araştırma sayısı için elde edilmiştir. Şekilden de açıkça görüldüğü üzere, araştırma sayısının iki katına çıkarılması her bir teknikte belirli bir oranda PAPR iyileşmesine neden olurken, DSO-SLM tekniği her iki araştırma sayısı için de SLM ve GreenOFDM tekniklerine büyük bir fark atarak en düşük PAPR seviyesine ulaşan yöntem olmuştur. Örneğin, CCDF = 10^{-3} referans alındığında, 32 araştırma sayısı için SLM ve GreenOFDM yöntemleri sırasıyla 7.96 dB ve 7.48 dB PAPR değerlerine ulaşırken, aynı araştırma sayısı için DSO-SLM tekniği, ilgili yöntemlere sırasıyla 1.59 dB ve 1.11 dB fark atarak 6.37 dB PAPR değerine ulaşmıştır. Şekil 3.5'te göze çarpan bir diğer nokta ise, *SN* değerindeki artışla en çok iyileşme kaydeden yöntemin de yine DSO-SLM yöntemi olmasıdır. Bu da *SN* değeri artırıldıkça, DSO-SLM tekniğinin diğer yöntemlerle arasındaki farkı daha da açmasına neden olmaktadır. Örneğin CCDF = 10^{-3}'te, *SN* = 32 için DSO-SLM ile SLM arasındaki PAPR farkı 1.59 dB olurken, *SN* = 64 için bu fark 1.73 dB'ye çıkmaktadır.



Şekil 3.5. SLM, GreenOFDM ve DSO-SLM tekniklerinin PAPR düşürme performanslarının farklı araştırma sayıları için karşılaştırılması.

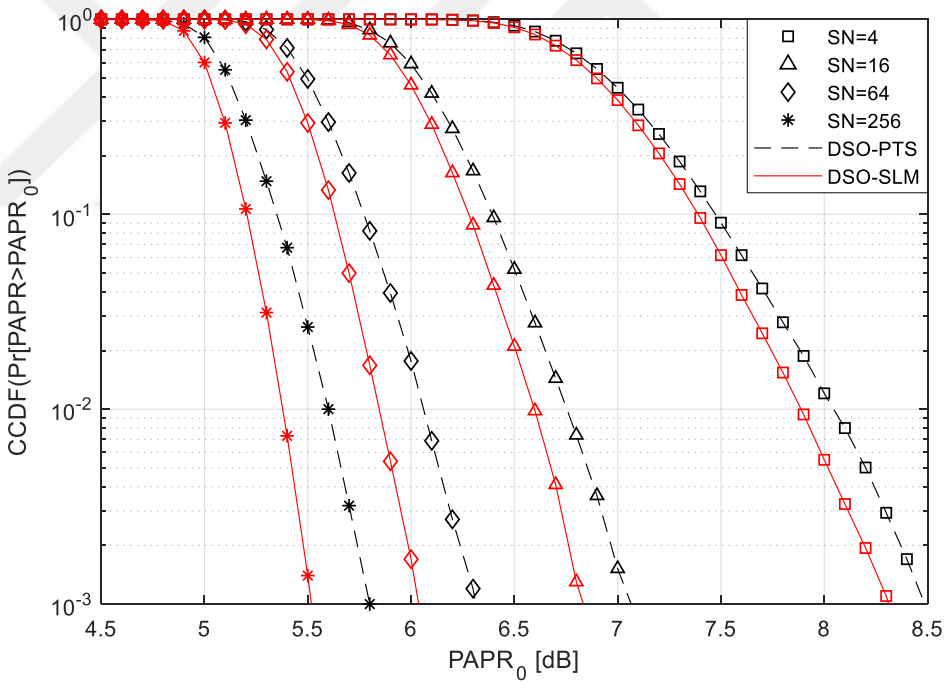
Şekil 3.6'da, SLM, GreenOFDM ve DSO-SLM teknikleri ile PAPR düşürme işlemi uygulanması sonucu elde edilen WOLA-OFDM sinyallerinin PSD eğrileri, SSPA'nın 4 dB ve 5 dB IBO değerleri için elde edilerek, her bir tekniğin SSPA kaynaklı spektral büyümeleri bastırma oranı incelenmiştir. Bunun haricinde, herhangi bir bozucu etkiye sahip olmayan doğrusal HPA ile kuvvetlendirilmiş WOLA-OFDM sinyalinin PSD eğrisi de karşılaştırma amaçlı eklenmiştir. Bu simülasyonda, SSPA'ya ait bir diğer parametre olan düzgünlük katsayısı p = 0.5 olarak belirlenirken, araştırma sayısı SN = 16 olarak tayin edilmiştir. Şekil 3.6'ya göre, her bir IBO değeri için, SSPA ile kuvvetlendirilmiş WOLA-OFDM sinyalinin yan lobları, DSO-SLM tekniği ile diğer yöntemlere oranla daha fazla bastırılmıştır. Örneğin IBO = 4 dB için DSO-SLM ile klasik SLM ve GreenOFDM yöntemlerinin yan lob seviyeleri arasında sırasıyla 10.73 dB ve 5.59 dB kadarlık farklar oluşurken, IBO = 5 dB için söz konusu yan lob seviyesi farkları sırasıyla 6.70 dB ve 2.60 dB değerlerine eşit olmaktadır.



Şekil 3.6. SLM, GreenOFDM ve DSO-SLM tekniklerinin WOLA-OFDM dalga formunun güç spektral yoğunluğu üzerindeki etkileri.

3.2.3. DSO-PTS ve DSO-SLM Tekniklerinin Karşılaştırılması

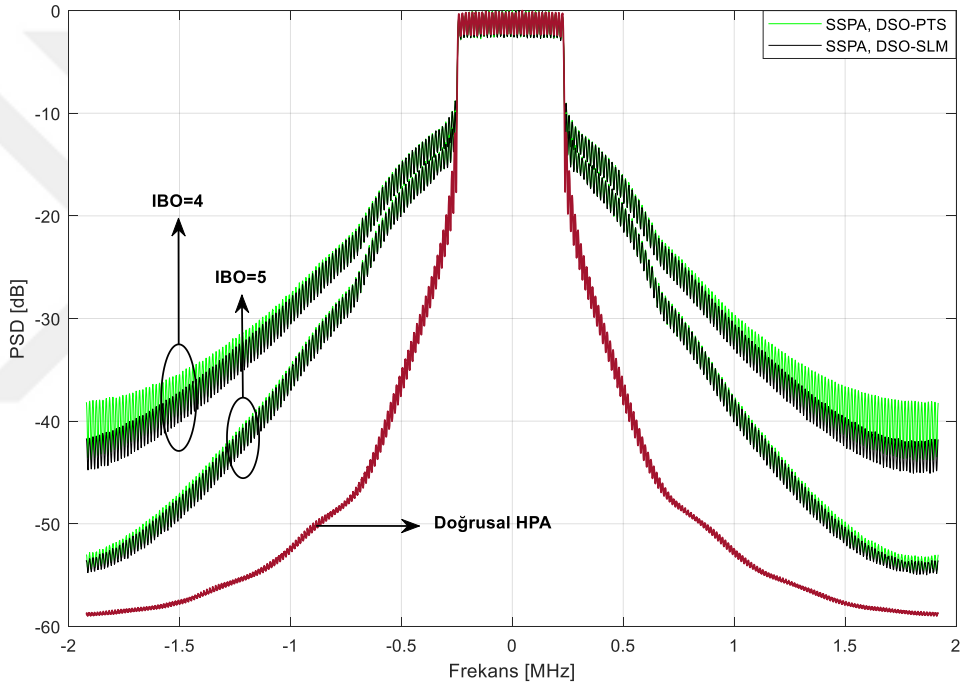
Şekil 3.7'de, DSO-PTS ve DSO-SLM tekniklerinin 4, 16, 64 ve 256 araştırma sayıları için elde edilen $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri karşılaştırılmıştır. Şekilden de açıkça görüldüğü üzere, DSO-SLM tekniği, DSO-PTS tekniğini her bir araştırma sayısında net bir biçimde geride bırakarak daha üstün bir PAPR düşürme performansı sergilemiştir. Özellikle $SN = 64$ ve $SN = 256$ araştırma sayılarında, iki yöntem arasındaki performans farkı çok daha belirgin bir hal almıştır. Örneğin, her iki yöntemin CCDF = 10^{-3} seviyesinde farklı araştırma sayıları için elde etmiş olduğu PAPR değerleri dikkate alınacak olursa, $SN = 4$, $SN = 16$, $SN = 64$ ve $SN = 256$ araştırma sayıları için DSO-PTS ve DSO-SLM teknikleri tarafından ulaşılan PAPR değerleri arasındaki farklar sırasıyla 0.18 dB, 0.23 dB, 0.27 dB ve 0.28 dB değerlerine eşit olmaktadır.



Şekil 3.7. DSO-PTS ve DSO-SLM tekniklerinin PAPR düşürme performanslarının farklı araştırma sayıları için karşılaştırılması.

Şekil 3.8'de, DSO-PTS ve DSO-SLM teknikleri, SSPA'nın yüksek PAPR'lı sinyaller üzerindeki bozucu etkisinin sebep olduğu spektral büyümeleri bastırma oranları bakımından kıyaslanmıştır. Söz konusu kıyaslama, 4 dB ve 5 dB olmak üzere iki farklı IBO değeri için gerçekleştirilmiştir. Şekil 3.8'de yer alan PSD eğrilerinin yan lob

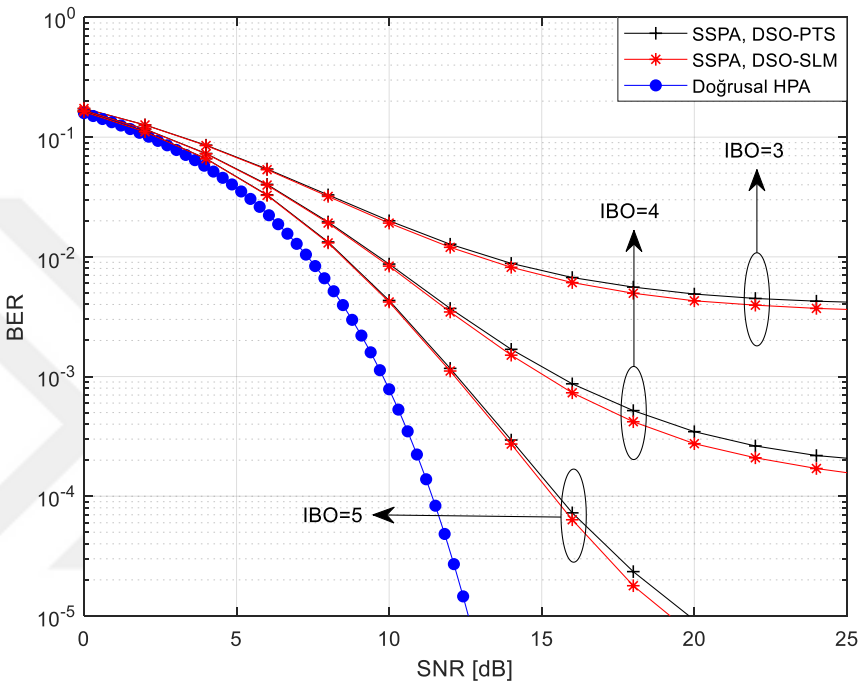
seviyelerine dikkat edilecek olursa, DSO-PTS tekniğine oranla daha iyi bir PAPR düşürme performansına sahip olan DSO-SLM tekniği ile spektral büyümelerin biraz daha fazla bastırılabildiği kolayca görülecektir. IBO = 4 dB için DSO-PTS ve DSO-SLM tekniklerine ait yan lob seviyeleri arasında kayda değer bir fark meydana gelirken, IBO = 5 dB olduğunda ise söz konusu yöntemlerin PSD eğrileri birbirlerine yakınlaştığından dolayı aralarındaki seviye farkı oldukça azalmaktadır. Örneğin, DSO-PTS ve DSO-SLM teknikleri ile IBO = 4 dB ve IBO = 5 dB için elde edilen yan lob seviyeleri arasındaki farklar sırasıyla 2.37 dB ve 0.40 dB değerlerine eşit olmaktadır.



Şekil 3.8. DSO-PTS ve DSO-SLM tekniklerinin PSD performanslarının farklı IBO değerleri için karşılaştırılması (p = 0.5, SN = 16).

Şekil 3.9'da, DSO-PTS ve DSO-SLM tekniklerinin bit hata oranı başarımları, sırasıyla 3 dB, 4 dB ve 5 dB IBO değerleri için kıyaslanmıştır. SSPA ile kuvvetlendirme yapılan herhangi bir iletim sinyalinin PAPR değeri ne kadar fazla olursa, söz konusu sinyal SSPA tarafından o kadar fazla bozulmaya maruz bırakılacak olup, alıcıda bilgi verisinin elde edilmesi de o derecede zorlaşacaktır. Bunun sonucunda da BER değerinde yükselmeler meydana gelecektir. Buna göre, SSPA gibi doğrusal olmayan bir kuvvetlendiricinin kullanıldığı bir vericide, iletim sinyalinin PAPR değeri ne kadar çok düşürülürse, BER performansı da o kadar artacaktır. Bu nedenle, PAPR düşürme performansı DSO-PTS

tekniğine göre daha iyi olan DSO-SLM tekniğinin BER sonuçları da Şekil 3.9'da görüldüğü gibi her bir IBO değeri için belirli derecede daha iyi çıkmıştır. Örneğin, 18 dB işaret/gürültü oranı (SNR) değeri için elde edilen BER sonuçları dikkate alınacak olursa, IBO = 3 dB, IBO = 4 dB ve IBO = 5 dB için söz konusu teknikler arasında oluşan BER farkları sırasıyla 0.62×10^{-3}, 1.0×10^{-4} ve 0.56×10^{-5} değerlerine eşit olmaktadır.



Şekil 3.9. DSO-PTS ve DSO-SLM tekniklerinin BER performanslarının farklı IBO değerleri için karşılaştırılması (p = 0.5, SN = 256).

3.2.4. Karmaşıklık Analizi

Bu bölümde, sırasıyla PTS, DSO-PTS, SLM, DSO-SLM ve GreenOFDM tekniklerinin karmaşık çarpım ve karmaşık toplam sayıları bakımından hesaplama karmaşıklığı analizi yapılmıştır. LN-noktalı bir IFFT işlemi, $(LN / 2)\log_2(LN)$ sayıda karmaşık çarpım ve $LN\log_2(LN)$ sayıda karmaşık toplam işlemleri gerektirmektedir [135]. Tek bir WOLA-OFDM sembolü için, V sayıda alt bloğu bulunan geleneksel PTS yönteminde gerçekleştirilen toplam IFFT işlemi sayısı da V'ye eşit olduğundan dolayı, M adet sembol için söz konusu yöntemde ihtiyaç duyulan karmaşık çarpım ve karmaşık toplam sayıları sırasıyla $(MVLN / 2)\log_2(LN)$ ve $MVLN\log_2(LN)$ değerlerine eşit olacaktır. Ek olarak, M adet sembol vektörü içeren WOLA-OFDM sisteminde minimum PAPR'lı iletim sinyalini

elde etmek amacıyla faz rotasyon işleminin hemen ardından gerçekleştirilen alt blokların toplanması işlemi için $M(SN)(V-1)LN$ adet karmaşık toplama daha ihtiyaç duyulmaktadır. Klasik PTS yönteminin nihai karmaşıklığı, karmaşık çarpım ve karmaşık toplam sayıları bakımından aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$n_{çarp} = \left(MVLN/2\right)\log_2(LN) \tag{3.1}$$

$$n_{top} = MVLN\log_2(LN) + M(SN)(V-1)LN \tag{3.2}$$

Burada $n_{çarp}$ ve n_{top}, sırasıyla karmaşık çarpım ve karmaşık toplam sayılarını sembolize etmektedir.

DSO-PTS tekniğinde, WOLA-OFDM iletim sinyalinde fazladan PAPR büyümesine neden olan sembol örtüşmelerini de hesaba katmak amacıyla, o an için optimize edilmekte olan güncel sembolün ön uzantısı, optimize edilmiş bir önceki sembolün arka uzantısı ile örtüştürülür. Söz konusu örtüştürme işlemi, PAPR düşürme işlemi boyunca, ilk WOLA-OFDM sembolü hariç her bir sembol için *SN* kere tekrarlanır. Bu nedenle DSO-PTS tekniğinde, klasik PTS yönteminden farklı olarak $(SN)W(M-1)$ adet daha fazla karmaşık toplama ihtiyaç duyulmaktadır. Buna göre, DSO-PTS tekniğinde ihtiyaç duyulan karmaşık çarpım ve karmaşık toplam sayıları aşağıdaki gibi olmaktadır:

$$n_{çarp} = \left(MVLN/2\right)\log_2(LN) \tag{3.3}$$

$$n_{top} = MVLN\log_2(LN) + M(SN)(V-1)LN + (SN)W(M-1) \tag{3.4}$$

SLM yönteminde ilk olarak, PAPR düşürme amaçlı SLM girişine verilen *N*-uzunluklu sembol vektörü, her biri *N* uzunluğunda olan *SN* adet faz döndürülmüş veri dizisi üretmek amacıyla rastgele üretilmiş *SN* farklı faz dizisiyle çarpılır. Elde edilen faz döndürülmüş veri dizilerinin her biri üst örnekleme işlemine tabi tutularak *LN* uzunluğuna çıkarıldıktan sonra IFFT işleminden geçirilir. Son olarak, IFFT çıkışlarından elde edilen *SN* farklı aday sinyal arasından en düşük PAPR değerine sahip olanı seçilir. Buna göre, SLM yönteminde ihtiyaç duyulan IFFT işlemi sayısının *SN* değerine eşit olması ve IFFT girişlerine uygulanan veri dizilerinin her birinin *LN* uzunluğunda olması sebebiyle, söz

konusu yöntemin M sembollü WOLA-OFDM sistemine uygulanması durumunda ihtiyaç duyulacak karmaşık çarpım ve karmaşık toplam sayıları aşağıdaki gibi olacaktır:

$$n_{çarp} = M(SN)(LN/2)\log_2(LN) \tag{3.5}$$

$$n_{top} = M(SN)LN\log_2(LN) \tag{3.6}$$

DSO-SLM tekniğinde, sembol örtüşmelerinin negatif etkisini ortadan kaldıran çift sembol optimizasyon prosedürü kullanıldığından dolayı, klasik SLM yönteminde ihtiyaç duyulan karmaşık toplam sayısına ek olarak $(SN)W(M-1)$ adet ekstra karmaşık toplam işlemine gereksinim duyulmaktadır. Bu nedenle, söz konusu tekniğin karmaşık çarpım ve karmaşık toplam sayısı ifadeleri aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$n_{çarp} = M(SN)(LN/2)\log_2(LN) \tag{3.7}$$

$$n_{top} = M(SN)LN\log_2(LN) + (SN)W(M-1) \tag{3.8}$$

GreenOFDM [134] tabanlı PAPR düşürme işleminde, GreenOFDM girişine uygulanan N-uzunluklu veri dizisinin SN adet kopyası alınarak işe başlanır. Veri dizisinin ilgili kopyaları, her biri $SN/2$ adet vektörden oluşan iki gruba ayrılır. Arkasından söz konusu iki grupta yer alan veri dizileri, rastgele üretilmiş N-uzunluklu faz dizileri ile çarpılır. Faz rotasyon işleminin hemen ardından üst örnekleme işlemi de uygulanarak LN-uzunluklu faz döndürülmüş veri dizileri elde edilir. İki ayrı grupta yer alan söz konusu veri dizilerinin her biri daha sonra IFFT işlemine tabi tutulur. GreenOFDM yönteminde tek bir WOLA-OFDM sembolü için gerçekleştirilen toplam IFFT işlemi sayısı $SN/2 + SN/2 = SN$ değerine eşit olduğundan dolayı, ilgili yöntemde M sayıda sembol için söz konusu IFFT işlemlerinin gerektirdiği karmaşık çarpım ve karmaşık toplam sayıları sırasıyla $M(SN)(LN/2)\log_2(LN)$ ve $M(SN)LN\log_2(LN)$ değerlerine eşit olacaktır. IFFT işlemleri tamamlandıktan sonra, birinci grup veri dizilerinden elde edilen $SN/2$ adet zaman domeni sinyallerinin her biri, ikinci grupta elde edilmiş olan $SN/2$ adet zaman domeni sinyal vektörleriyle tek tek toplanarak birbirinden farklı $SN^2/4$ adet aday sinyal elde edilir. GreenOFDM yönteminde söz konusu toplama işlemini yerine getirebilmek için, M sembollü WOLA-OFDM sisteminde $M(SN^2/4)LN$ sayıda karmaşık toplama daha ihtiyaç duyulmaktadır. Buna göre, GreenOFDM yönteminin

karmaşık çarpım ve karmaşık toplam sayısı bakımından hesaplama karmaşıklığı aşağıdaki gibi olacaktır:

$$n_{çarp} = M(SN)\left(LN/2\right)\log_2(LN) \tag{3.9}$$

$$n_{top} = M(SN)LN\log_2(LN) + M(SN^2/4)LN \tag{3.10}$$

Eğer [135]'te olduğu gibi işlem yükü olarak 1 adet karmaşık çarpımın 4 adet karmaşık toplama eşit olduğu kabul edilirse, PTS, DSO-PTS, SLM, DSO-SLM ve GreenOFDM tekniklerinin genel karmaşıklık ifadeleri, sadece karmaşık toplam sayısı cinsinden sırasıyla aşağıdaki gibi elde edilir:

$$\begin{aligned} C_{PTS} &= 4\left(MVLN/2\right)\log_2(LN) + MVLN\log_2(LN) + M(SN)(V-1)LN \\ &= 3MVLN\log_2(LN) + M(SN)(V-1)LN \end{aligned} \tag{3.11}$$

$$\begin{aligned} C_{DSO-PTS} &= 4\left(MVLN/2\right)\log_2(LN) + MVLN\log_2(LN) + M(SN)(V-1)LN + (SN)W(M-1) \\ &= 3MVLN\log_2(LN) + M(SN)(V-1)LN + (SN)W(M-1) \end{aligned} \tag{3.12}$$

$$\begin{aligned} C_{SLM} &= 4M(SN)(LN/2)\log_2(LN) + M(SN)LN\log_2(LN) \\ &= 3M(SN)LN\log_2(LN) \end{aligned} \tag{3.13}$$

$$\begin{aligned} C_{DSO-SLM} &= 4M(SN)(LN/2)\log_2(LN) + M(SN)LN\log_2(LN) + (SN)W(M-1) \\ &= 3M(SN)LN\log_2(LN) + (SN)W(M-1) \end{aligned} \tag{3.14}$$

$$\begin{aligned} C_{GreenOFDM} &= 4M(SN)\left(LN/2\right)\log_2(LN) + M(SN)LN\log_2(LN) + M(SN^2/4)LN \\ &= 3M(SN)LN\log_2(LN) + M(SN^2/4)LN \end{aligned} \tag{3.15}$$

Burada C_{PTS}, $C_{DSO-PTS}$, C_{SLM}, $C_{DSO-SLM}$ ve $C_{GreenOFDM}$ sırasıyla PTS, DSO-PTS, SLM, DSO-SLM ve GreenOFDM tekniklerinin genel karmaşıklıklarını temsil etmektedir.

Öte yandan, Denklem (3.11-3.15)'te verilen karmaşıklık ifadelerinin nümerik olarak hesaplanmasının ardından herhangi bir tekniğin başka bir teknik üzerinde sağlamış olduğu karmaşıklık azaltma ya da artırma oranını hesaplayarak söz konusu iki tekniği hesaplama karmaşıklıkları bakımından kıyaslamak mümkündür. Örneğin X tekniğinin kendisinden daha karmaşık olan Y tekniği üzerinde sağlamış olduğu hesaplama karmaşıklığı azaltma oranı (CCRR) aşağıdaki şekilde hesaplanabilmektedir:

$$CCRR = \left(1 - \frac{X\text{'in Karmaşıklığı}}{Y\text{'nin Karmaşıklığı}}\right) \times 100 \tag{3.16}$$

X tekniğinin kendisinden daha az karmaşıklığa sahip olan Z tekniği üzerinde sağlamış olduğu hesaplama karmaşıklığı artırma oranı (CCIR) ise şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$CCIR = \left(\frac{X\text{'in Karmaşıklığı}}{Z\text{'nin Karmaşıklığı}} - 1\right) \times 100 \tag{3.17}$$

Tablo 3.2. DSO-PTS tekniğinin farklı araştırma sayıları için PTS yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCIR değerleri.

Araştırma Sayısı	**Yöntem**	**PAPR (CCDF = 10^{-3})**	**Genel Karmaşıklık**	**CCIR**
$SN = 32$	PTS	8.00 dB	$C_{PTS} = 3538944$	% 0.109
	DSO-PTS	6.67 dB	$C_{DSO\text{-}PTS} = 3542784$	
$SN = 64$	PTS	7.83 dB	$C_{PTS} = 5505024$	% 0.140
	DSO-PTS	6.31 dB	$C_{DSO\text{-}PTS} = 5512704$	
$SN = 128$	PTS	7.68 dB	$C_{PTS} = 9437184$	% 0.163
	DSO-PTS	6.00 dB	$C_{DSO\text{-}PTS} = 9452544$	
$SN = 256$	PTS	7.53 dB	$C_{PTS} = 17301504$	% 0.178
	DSO-PTS	5.80 dB	$C_{DSO\text{-}PTS} = 17332224$	

Denklem (3.1-3.4)'ten de kolayca anlaşılacağı üzere, DSO-PTS tekniği klasik PTS yönteminde ihtiyaç duyulan karmaşık toplam sayısında bir miktar artışa neden olurken, söz konusu iki tekniğin karmaşık çarpım sayıları birbirine eşit olmaktadır. Tablo 3.2'de, farklı *SN* değerlerinde DSO-PTS tekniğinin PTS yönteminde neden olduğu karmaşıklık artış oranlarını gösterebilmek amacıyla, her iki tekniğin de dört farklı *SN* değeri için genel karmaşıklıkları nümerik olarak hesaplandıktan sonra, ilgili karmaşıklık değerleri kullanılarak her bir araştırma sayısı için CCIR değeri elde edilmiştir. Ayrıca, söz konusu CCIR değerlerine karşılık DSO-PTS tekniği tarafından PTS yönteminde sağlanan

performans iyileşmelerini gösterebilmek için, ilgili tekniklerin CCDF = 10^{-3}'te elde etmiş oldukları PAPR değerlerine de aynı tabloda yer verilmiştir. Tablo 3.2'den açıkça görüleceği üzere, DSO-PTS tekniği, geleneksel PTS yönteminin hesaplama karmaşıklığında çok küçük bir artışa neden olarak ciddi bir PAPR iyileşmesi sağlayabilmektedir. Özellikle yüksek *SN* değerlerine doğru gidildikçe, iki yöntemin PAPR değerleri arasındaki fark gittikçe açılmaktadır. Örneğin, DSO-PTS ile PTS arasındaki PAPR farkını, sadece % 0.178'lik bir karmaşıklık artışına neden olarak 1.73 dB değerine kadar artırmak mümkündür.

Tablo 3.3. DSO-PTS tekniğinin farklı araştırma sayıları için GreenOFDM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCRR değerleri.

Araştırma Sayısı	**Yöntem**	**PAPR (CCDF = 10^{-3})**	**Genel Karmaşıklık**	**CCRR**
SN = 32	GreenOFDM	7.48 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 4194304	% 15.533
	DSO-PTS	6.67 dB	$C_{DSO\text{-}PTS}$ = 3542784	
SN = 64	GreenOFDM	7.20 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 10485760	% 47.427
	DSO-PTS	6.31 dB	$C_{DSO\text{-}PTS}$ = 5512704	
SN = 128	GreenOFDM	6.94 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 29360128	% 67.805
	DSO-PTS	6.00 dB	$C_{DSO\text{-}PTS}$ = 9452544	
SN = 256	GreenOFDM	6.77 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 92274688	% 81.217
	DSO-PTS	5.80 dB	$C_{DSO\text{-}PTS}$ = 17332224	

Tablo 3.3'te, DSO-PTS ve GreenOFDM tekniklerinin CCDF = 10^{-3}'te 32, 64, 128 ve 256 araştırma sayıları için elde etmiş oldukları PAPR değerleri, her bir *SN* değeri için nümerik olarak hesaplanmış olan genel karmaşıkları ve son olarak ilgili karmaşıklık değerleri kullanılarak elde edilen CCRR değerleri verilmiştir. DSO-PTS tekniği, *SN* değeri arttıkça GreenOFDM yöntemi üzerinde artan oranda karmaşıklık azalımı sağladığından dolayı, Tablo 3.2'de kullanılan CCIR yerine, Denklem (3.16)'da tanımlanmış olan CCRR ifadesinden yararlanılmıştır. Bu şekilde, DSO-PTS tekniği tarafından GreenOFDM yöntemi üzerinde elde edilen karmaşıklık azaltma oranları, her bir *SN* değeri için elde edilmiştir. Tablo 3.3'ten anlaşılacağı üzere, DSO-PTS tekniği GreenOFDM yöntemi üzerinde oldukça yüksek oranda karmaşıklık azalmaları sağlamakla kalmayıp, aynı zamanda her bir araştırma sayısı için kayda değer PAPR iyileşmeleri elde etmektedir. Örneğin, *SN* değerinin 32'den 256'ya artırılmasıyla birlikte, DSO-PTS ve GreenOFDM yöntemleri arasındaki PAPR farkı 0.81 dB'den 0.97 dB'ye çıkarken, DSO-PTS tekniğinin

GreenOFDM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCRR değeri % 81.217'ye ulaşmaktadır.

Tablo 3.4. DSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için SLM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCIR değerleri.

Araştırma Sayısı	**Yöntem**	**PAPR (CCDF = 10^{-3})**	**Genel Karmaşıklık**	**CCIR**
$SN = 32$	SLM	7.96 dB	$C_{SLM} = 3145728$	% 0.122
	DSO-SLM	6.37 dB	$C_{DSO\text{-}SLM} = 3149568$	
$SN = 64$	SLM	7.77 dB	$C_{SLM} = 6291456$	% 0.122
	DSO-SLM	6.04 dB	$C_{DSO\text{-}SLM} = 6299136$	
$SN = 128$	SLM	7.56 dB	$C_{SLM} = 12582912$	% 0.122
	DSO-SLM	5.73 dB	$C_{DSO\text{-}SLM} = 12598272$	
$SN = 256$	SLM	7.47 dB	$C_{SLM} = 25165824$	% 0.122
	DSO-SLM	5.52 dB	$C_{DSO\text{-}SLM} = 25196544$	

Tablo 3.4'te, bu kez DSO-SLM tekniği ile SLM yöntemi hesaplama karmaşıklıkları bakımından karşılaştırılmıştır. Çift sembol optimizasyon (DSO) prosedürünün klasik SLM yönteminde neden olduğu karmaşıklık artışlarını hesaplamak için, Denklem (3.17)'de verilen CCIR ifadesinden yararlanılmıştır. Bu amaçla söz konusu denklemde pay ve payda kısımlarına sırasıyla DSO-SLM ve SLM karmaşıklıkları gelecek şekilde her bir araştırma sayısı için CCIR değeri hesaplanmıştır. Tablo 3.4'te de açıkça görüldüğü üzere, SN değerindeki artış, DSO-SLM tekniğinin SLM yöntemi üzerindeki PAPR kazancının önemli ölçüde yükselmesine neden olurken, CCIR değeri % 0.122'de sabit kalmıştır. Örneğin, çift sembol optimizasyon prosedürü sayesinde sadece % 0.122'lik bir karmaşıklık artışıyla, geleneksel SLM yönteminde $SN = 32$, $SN = 64$, $SN = 128$ ve $SN = 256$ araştırma sayıları için sırasıyla 1.59 dB, 1.73 dB, 1.83 dB ve 1.95 dB PAPR kazançları elde edilmiştir. Bu sonuçlardan da anlaşılacağı gibi, araştırma sayısının 32'den 256'ya kadar artırılması, PAPR kazancında 0.36 dB'lik bir yükselmeye neden olurken CCIR değerinde herhangi bir artış meydana gelmemiştir.

Tablo 3.5'te DSO-SLM tekniğinin, kendisinden daha yüksek bir hesaplama karmaşıklığına sahip olan GreenOFDM yönteminde sağlamış olduğu karmaşıklık azaltma oranı dört farklı araştırma sayısı için elde edilmiştir. Bunun yanında her bir araştırma sayısı için söz konusu iki yöntemin CCDF = 10^{-3}'te ulaşmış olduğu PAPR

değerleri de tabloya eklenmiş olup, *SN* değerindeki artışın PAPR düşürme performansı ile karmaşıklık değerlerinde meydana getirdiği değişimler birlikte değerlendirilmiştir. Tablo 3.5'te görüldüğü gibi, DSO-SLM tekniği tarafından GreenOFDM yönteminde sağlanan hesaplama karmaşıklığı düşürme oranı, *SN* = 32 için % 24.908 değerine eşit olurken, söz konusu CCRR değeri, araştırma sayısının 256'ya yükseltilmesiyle birlikte yaklaşık üç katına çıkarak % 72.693 değerine ulaşmıştır. Diğer taraftan *SN* = 32 için 1.11 dB değerine eşit olan PAPR kazancı *SN* = 256'da 1.25 dB değerine yükselmiştir. Bu sonuçlara göre, GreenOFDM yerine DSO-SLM tekniğinin tercih edilmesi, hem PAPR düşürme performansında hem de hesaplama karmaşıklığında önemli kazançlar elde edilmesine sebep olacaktır.

Tablo 3.5. DSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için GreenOFDM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCRR değerleri.

Araştırma Sayısı	**Yöntem**	**PAPR (CCDF = 10^{-3})**	**Genel Karmaşıklık**	**CCRR**
SN = 32	GreenOFDM	7.48 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 4194304	% 24.908
	DSO-SLM	6.37 dB	$C_{DSO\text{-}SLM}$ = 3149568	
SN = 64	GreenOFDM	7.20 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 10485760	% 39.926
	DSO-SLM	6.04 dB	$C_{DSO\text{-}SLM}$ = 6299136	
SN = 128	GreenOFDM	6.94 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 29360128	% 57.090
	DSO-SLM	5.73 dB	$C_{DSO\text{-}SLM}$ = 12598272	
SN = 256	GreenOFDM	6.77 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 92274688	% 72.693
	DSO-SLM	5.52 dB	$C_{DSO\text{-}SLM}$ = 25196544	

Tablo 3.6. DSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için DSO-PTS yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCIR değerleri.

Araştırma Sayısı	**Yöntem**	**PAPR (CCDF = 10^{-3})**	**Genel Karmaşıklık**	**CCIR**
SN = 32	DSO-PTS	6.67 dB	$C_{DSO\text{-}PTS}$ = 3542784	% −11.099
	DSO-SLM	6.37 dB	$C_{DSO\text{-}SLM}$ = 3149568	
SN = 64	DSO-PTS	6.31 dB	$C_{DSO\text{-}PTS}$ = 5512704	% 14.265
	DSO-SLM	6.04 dB	$C_{DSO\text{-}SLM}$ = 6299136	
SN = 128	DSO-PTS	6.00 dB	$C_{DSO\text{-}PTS}$ = 9452544	% 33.279
	DSO-SLM	5.73 dB	$C_{DSO\text{-}SLM}$ = 12598272	
SN = 256	DSO-PTS	5.80 dB	$C_{DSO\text{-}PTS}$ = 17332224	% 45.373
	DSO-SLM	5.52 dB	$C_{DSO\text{-}SLM}$ = 25196544	

Son olarak Tablo 3.6'da, DSO-PTS ve DSO-SLM teknikleri hesaplama karmaşıklıkları bakımından birbirileriyle karşılaştırılmıştır. Söz konusu karşılaştırma, DSO-SLM tekniğinin DSO-PTS üzerinde farklı *SN* değerleri için sağlamış olduğu karmaşıklık artırma oranları hesaplanarak gerçekleştirilmiştir. Tablo 3.6'da ilk dikkat çeken husus, *SN* = 32 için elde edilmiş olan % −11.099'luk CCIR değeridir. DSO-SLM tekniğinin karmaşıklığı, söz konusu *SN* değerinde, DSO-PTS tekniğinin karmaşıklığından daha az olduğu için, CCIR değeri negatif çıkmıştır. Yani *SN* = 32 için DSO-SLM tekniği, DSO-PTS tekniğinin % 11.099'u kadar daha az karmaşıklığa sahip olmaktadır. Ancak DSO-SLM tekniğinin düşük araştırma sayılarında sahip olduğu bu avantaj, yüksek *SN* değerlerinde ortadan kaybolmaktadır. *SN* = 32 için DSO-PTS tekniğine göre % 11.099 daha az karmaşıklığa sahip olan DSO-SLM tekniği, araştırma sayısının 256'ya çıkarılmasıyla birlikte DSO-PTS tekniğinden % 45.373 daha fazla karmaşıklığa ulaşmaktadır. Öte yandan DSO-SLM tekniği, tabloda yer alan her bir *SN* değeri için DSO-PTS ile arasındaki PAPR farkını minimum 0.27 dB'de tutarak daha yüksek PAPR düşürme performansı sergilemiştir.

3.3. LC-GFDM Dalga Formunda PAPR Düşürme

Bu bölümde ilk olarak, LC-GFDM dalga formu için geliştirilmiş olan CSO-PTS ve CSO-SLM tekniklerinin performans analizi yapılmıştır. Söz konusu performans analizinde, CSO-PTS tekniği PTS ile kıyaslanırken, CSO-SLM tekniği ise SLM yöntemi ile kıyaslanmıştır. Kıyaslama amaçlı kullanılan klasik PTS ve klasik SLM yöntemlerinin haricinde, son yıllarda geliştirilmiş SLM tabanlı modern bir PAPR düşürme stratejisi olan GreenOFDM [134] yöntemi, hem CSO-PTS hem de CSO-SLM tekniği ile karşılaştırılmıştır. Performans analizinin son aşamasında ise bu kez CSO-PTS ve CSO-SLM teknikleri birbirleriyle kıyaslanmıştır. Bahsi geçen performans karşılaştırmaları, farklı araştırma sayıları ve IBO değerleri için gerçekleştirilmiştir. Performans analizi tamamlandıktan sonra, her bir PAPR düşürme yönteminin hesaplama karmaşıklığı elde edilmiş olup, ilgili yöntemler arasında hesaplama karmaşıklıkları bakımından bir dizi karşılaştırmalar yapılmıştır.

PTS ve CSO-PTS gibi PTS tabanlı PAPR düşürme tekniklerinde herhangi bir GFDM sembolü için optimum faz dizisi kombinasyonunu bulmak amacıyla gerçekleştirilen *SN* sayıda araştırmanın her birinde, $b_m^{(v)} = \left[b_m^{(0)}, b_m^{(1)}, ..., b_m^{(V-1)} \right]$ şeklinde tanımlanan faz

faktörlerinin farklı bir kombinasyonu üretilmektedir. Dolayısıyla, toplam araştırma sayısına karşılık gelen *SN* parametresinin değeri, aynı zamanda rastgele üretilen faz dizisi kombinasyonlarının sayısına eşit olmaktadır. SLM, CSO-SLM ve GreenOFDM gibi SLM tabanlı PAPR düşürme tekniklerinde ise, yine her bir araştırmada rastgele bir faz faktörü kombinasyonu üretilmektedir. Ancak bu tür tekniklerde $b_m^{(u)} = \left[b_{m,0}^{(u)},\ b_{m,1}^{(u)}, ..., b_{m,N-1}^{(u)} \right]$, $u = 0,1,...,U-1$ şeklinde tanımlanan faz dizilerinden *SN* sayıda araştırma için toplam *U* adet üretilmektedir. Yani *SN* parametresinin SLM tabanlı PAPR düşürme tekniklerindeki karşılığı *U* parametresi olmaktadır. Bu iki parametrenin birbirine eşdeğer olmasından dolayı, PTS ve SLM tabanlı yöntemler arasında farklı araştırma sayıları için yapılacak olan karşılaştırmalarda herhangi bir karışıklığın yaşanmaması için, araştırma sayısı tek bir parametre ile ifade edilecektir. Bu amaçla hem PTS hem de SLM tabanlı yöntemlerin araştırma sayısını temsilen *SN* parametresi kullanılacaktır. Tablo 3.7'de, bu bölümde gerçekleştirilmiş olan simülasyon çalışmalarına ait parametre değerleri yer almaktadır.

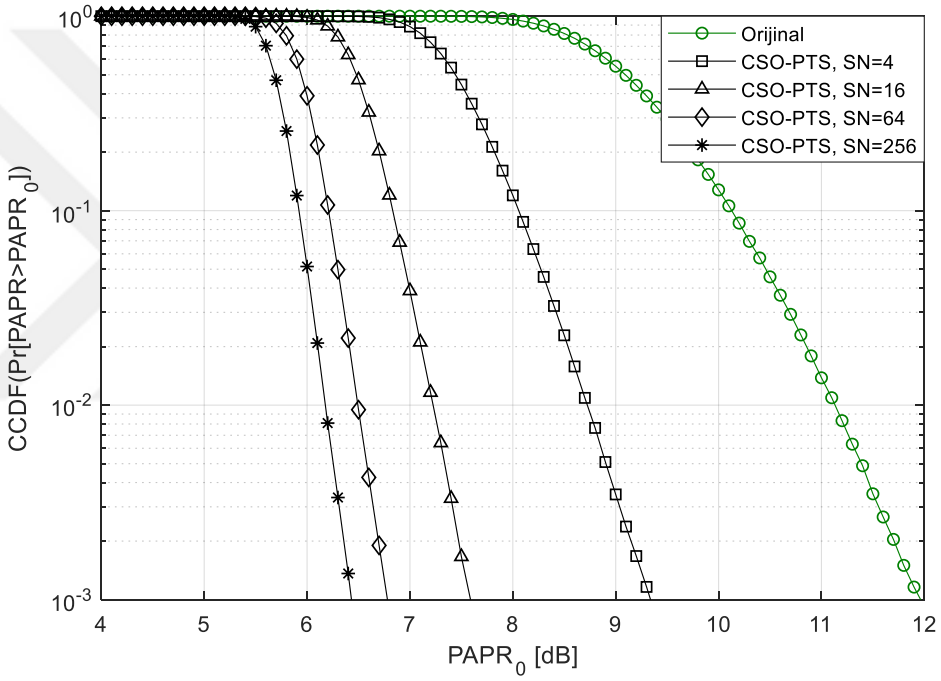
Tablo 3.7. Simülasyon parametreleri.

Alt taşıyıcı sayısı	$K = 32$
Üst örnekleme faktörü	$L = 8$
FFT boyutu	256
GFDM sembollerinin sayısı	$M = 9$
Modülasyon türü	4-QAM
Örnekleme frekansı	3.84 MHz
Verici filtresinin türü	rrc
Yuvarlanma (roll-off) faktörü	$\alpha = 0.9$
HPA modeli	SSPA
Kanal modeli	AWGN
Alıcı filtresinin türü	ZF
Alt blok sayısı	$V = 8$

3.3.1. CSO-PTS Tekniği ile PAPR Düşürme

Şekil 3.10'da, CSO-PTS tekniğinin PAPR düşürme performansı sırasıyla 4, 16, 64 ve 256 araştırma sayıları için incelenmiştir. Şekilden de açıkça görülebileceği üzere, CSO-PTS tekniğinin araştırma sayısındaki söz konusu artışlar, orijinal LC-GFDM sinyalinde oldukça önemli miktarlarda PAPR iyileşmelerine neden olmuştur. Örneğin,

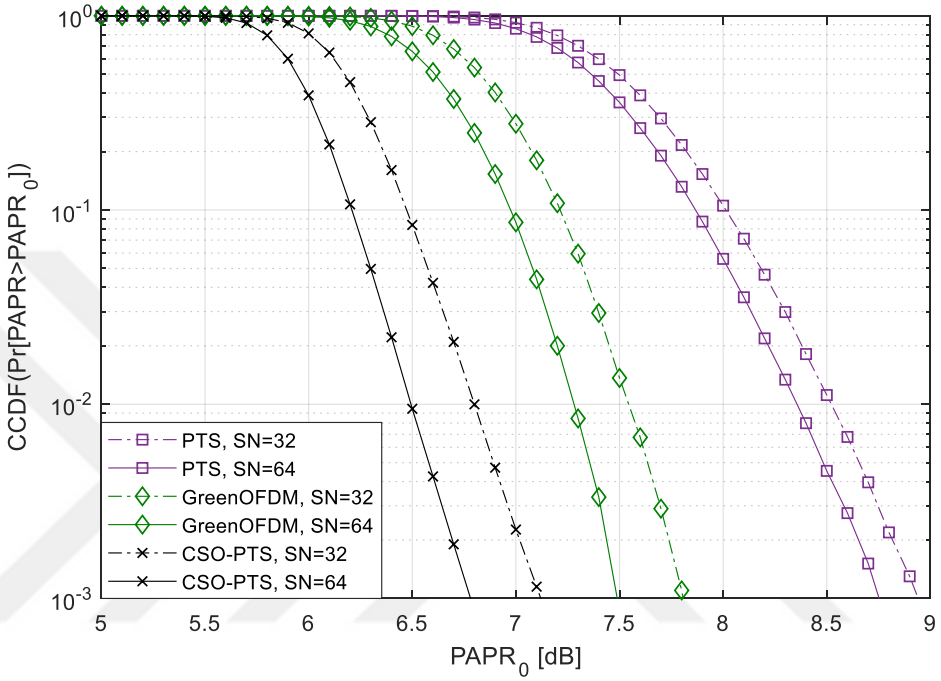
CCDF = 10^{-3} değeri dikey eksende referans noktası olarak alınacak olursa, söz konusu CCDF değerinde, orijinal sinyalin PAPR değerinin sadece 4 araştırma ile, 11.96 dB'den 9.34 dB değerine düşürüldüğü görülecektir. Araştırma sayısının 256'ya kadar artırılması durumunda ise, orijinal sinyalin PAPR değeri ilgili CCDF noktasında 6.42 dB değerine kadar düşürülebilmiştir. Diğer bir ifade ile, sadece 4 araştırma sarf ederek orijinal sinyalde 2.62 dB kadarlık PAPR kazancı sağlanmakta olup, araştırma sayısını $SN = 4$'ten $SN = 256$'ya kadar artırarak söz konusu kazanç miktarını 2.62 dB den 5.54 dB değerine yükseltmek mümkündür.



Şekil 3.10. CSO-PTS tekniğinin farklı araştırma sayıları için PAPR düşürme performansı.

Şekil 3.11'de, CSO-PTS tekniğinin PAPR düşürme performansı, PTS ve GreenOFDM yöntemleriyle 32 ve 64 araştırma sayıları için karşılaştırılmıştır. Şekilden de açıkça görüldüğü gibi, CSO-PTS tekniği her bir *SN* değeri için belirgin PAPR farkları oluşturarak karşılaştırılmış olduğu diğer yöntemler üzerinde net bir üstünlük kurmuştur. CSO-PTS tekniği, iletim sinyallerinde PAPR büyümesine yol açan LC-GFDM vericisine özgü sembollerin toplanması işlemi dikkate alınarak geliştirildiği için, söz konusu sembol toplama işleminin dikkate alınmadığı PTS ve GreenOFDM yöntemlerini rahatlıkla geride bırakmıştır. Örneğin CCDF = 10^{-3}'te CSO-PTS tekniğinin PTS ve GreenOFDM

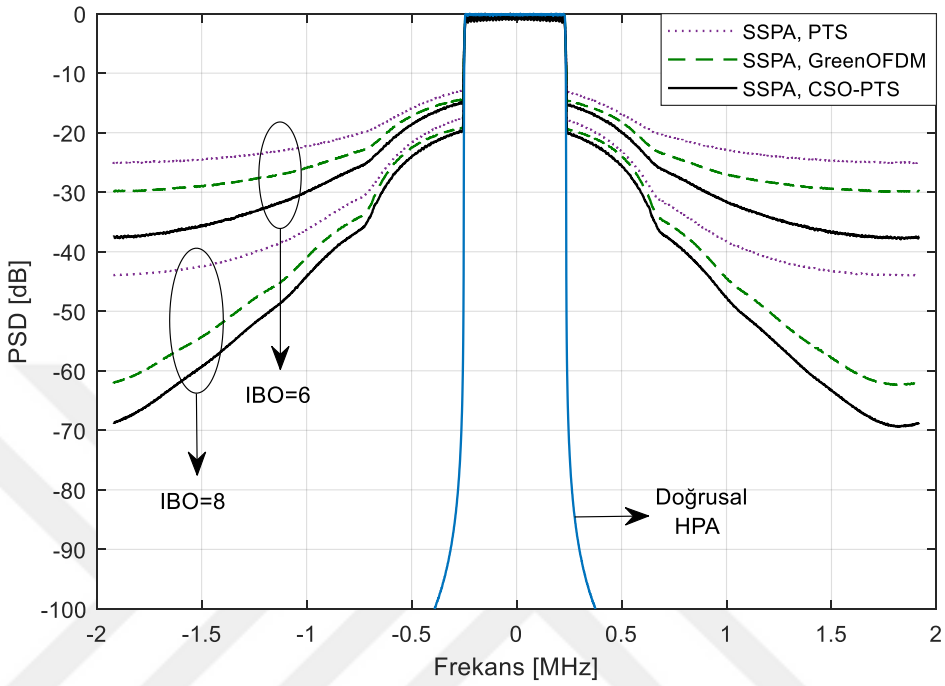
yöntemleri üzerinde $SN = 32$ için sağlamış olduğu PAPR kazançları sırasıyla 1.82 dB ve 0.69 dB değerlerine eşit olurken, aynı CCDF değerinde $SN = 64$ için söz konusu yöntemler üzerinde sağlanan PAPR kazançları sırasıyla 1.96 dB ve 0.70 dB değerlerine eşit olmaktadır.



Şekil 3.11. PTS, GreenOFDM ve CSO-PTS tekniklerinin PAPR düşürme performanslarının farklı araştırma sayıları için karşılaştırılması.

Şekil 3.12'de, PTS, GreenOFDM ve CSO-PTS teknikleri tarafından elde edilen yan lob seviyeleri, sırasıyla 6 dB ve 8 dB olmak üzere iki farklı IBO değeri için birbirleriyle karşılaştırılmıştır. Burada bir diğer SSPA parametresi olan düzgünlük katsayısı $p = 1$ değerine sabitlenirken, araştırma sayısı $SN = 256$ olarak belirlenmiştir. Şekilden de net olarak görüldüğü üzere, her bir IBO değerinde en düşük yan lob seviyesi, CSO-PTS tekniği ile elde edilmiştir. Bir başka deyişle, yüksek PAPR'lı iletim sinyalinin SSPA ile kuvvetlendirilmesinden kaynaklanan spektral sızıntı, en fazla CSO-PTS tekniği ile bastırılmıştır. Örneğin 6 dB IBO değerinde, PTS ve GreenOFDM yöntemleri kullanılarak sırasıyla −24.97 dB ve −29.71 dB yan lob seviyeleri elde edilirken, CSO-PTS tekniği ile aynı IBO değerinde ulaşılan yan lob seviyesi −37.48 dB değerine eşit olmaktadır. Diğer taraftan, SSPA'da sinyal kuvvetlendirme işlemi, yüksek IBO değerlerinde daha az

bozulmayla gerçekleştirildiği için, IBO değerinin 6 dB'den 8 dB'ye artırılması, her bir PAPR düşürme işleminin yan lob seviyesinde belirli bir oranda düşüşe neden olmuştur.

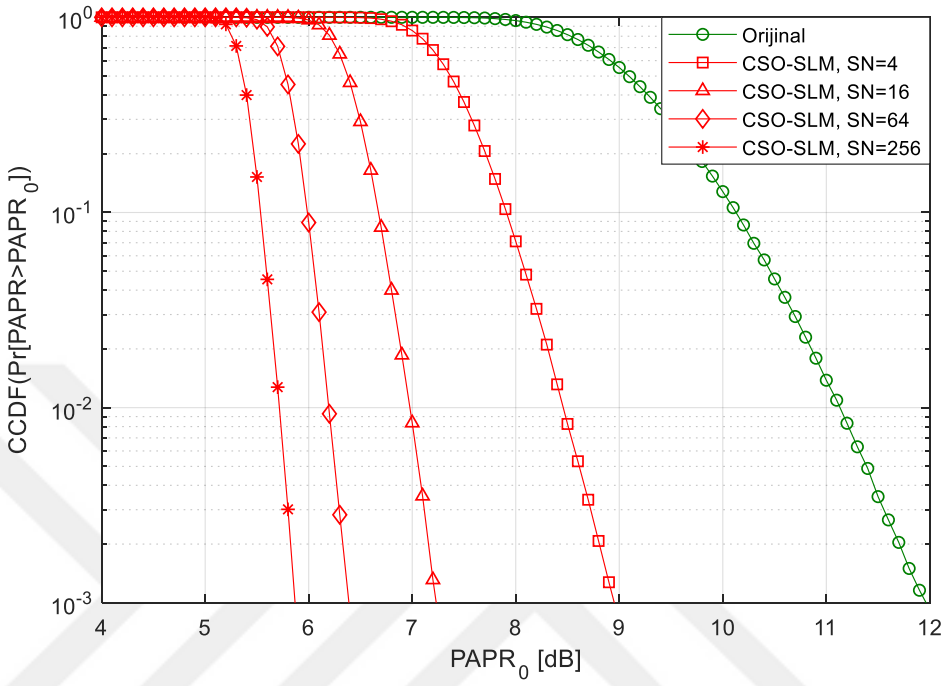


Şekil 3.12. PTS, GreenOFDM ve CSO-PTS tekniklerinin LC-GFDM dalga formunun güç spektral yoğunluğu üzerindeki etkileri.

3.3.2. CSO-SLM Tekniği ile PAPR Düşürme

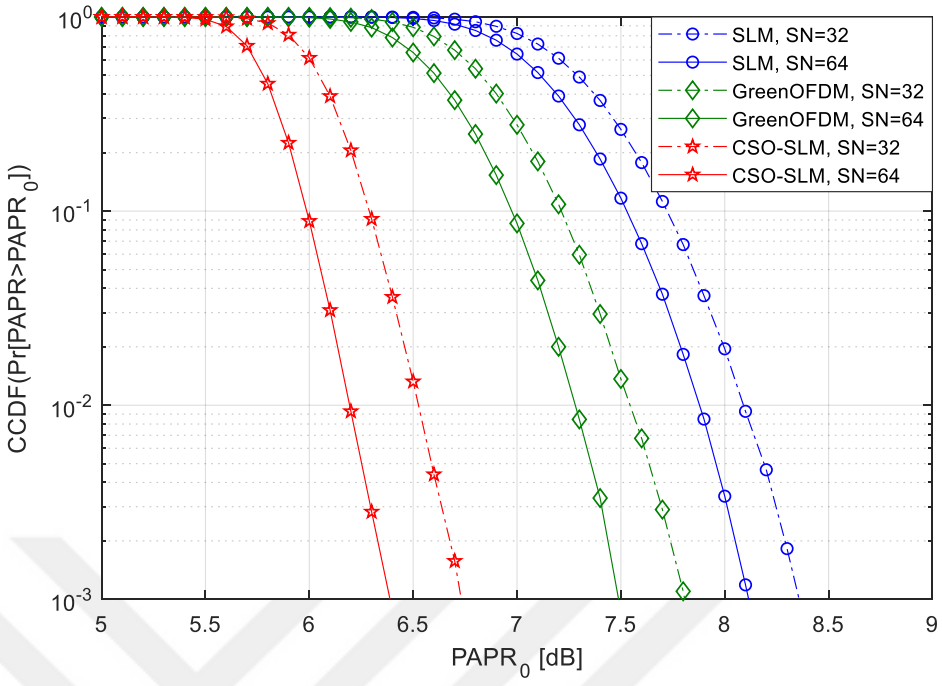
Şekil 3.13'te, değişen *SN* değerlerinin CSO-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansını nasıl etkilediğini gözlemleyebilmek amacıyla, söz konusu tekniğin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrisi sırasıyla 4, 16, 64 ve 256 araştırma sayıları için elde edilmiştir. Şekilde görüldüğü gibi, *SN* değerindeki her bir artış, CSO-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansında belirli bir oranda yükselmeye neden olmuştur. Çünkü her bir araştırmada, rastgele bir faz dizisi denemesi ile daha düşük PAPR değerine sahip iletim sinyali elde edilmeye çalışılmakta olup, bu denemelerin sayısı (araştırma sayısı) ne kadar fazla olursa, iletim sinyalinin PAPR değeri de o kadar fazla düşürülebilmektedir. Örneğin CCDF = 10^{-3}'te *SN* = 4, *SN* =16, *SN* = 64 ve *SN* = 256 araştırma sayıları için CSO-SLM tarafından orijinal sinyalde elde edilen PAPR iyileşmeleri sırasıyla 3.01 dB, 4.73 dB, 5.57 dB ve 6.09 dB değerlerine eşit olmaktadır. Bu sonuçlardan da anlaşılacağı

üzere, araştırma sayısının 4'ten 256'ya yükseltilmesi, orijinal sinyalde elde edilen PAPR iyileşmesinde 3.08 dB'lik bir artışa neden olmuştur.



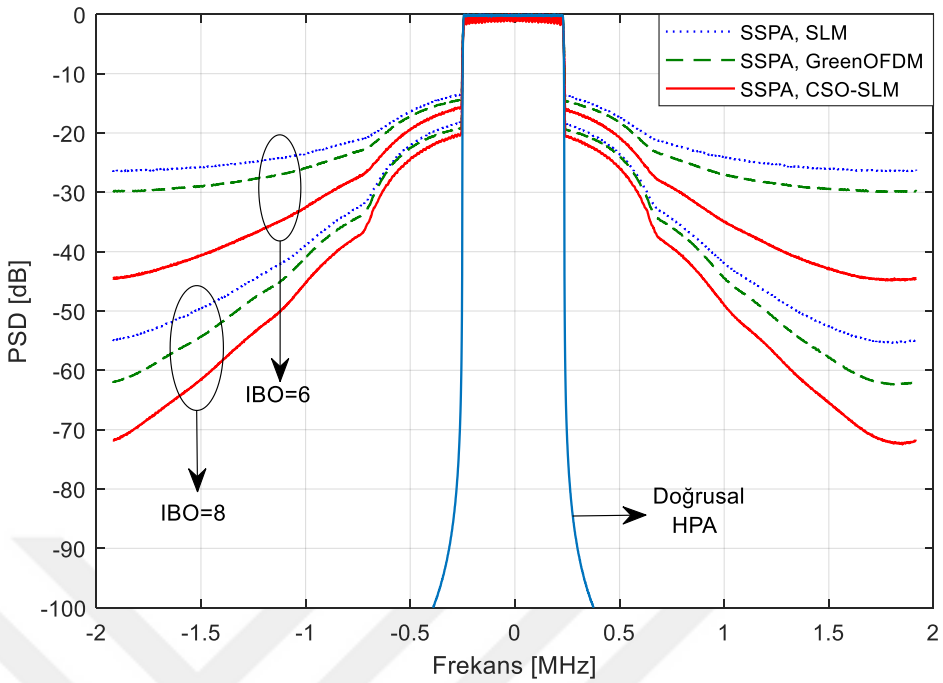
Şekil 3.13. CSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için PAPR düşürme performansı.

Şekil 3.14'te, SLM, GreenOFDM ve CSO-SLM tekniklerinin her birinin sırasıyla 32 ve 64 araştırma sayıları için $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri elde edilmiş olup, ilgili tekniklerin söz konusu iki farklı araştırma sayısında sergilemiş oldukları PAPR düşürme performansları karşılaştırılmıştır. Şekil 3.14'te elde edilen PAPR eğrilerine göre, CSO-SLM tekniğinin göstermiş olduğu üstün PAPR düşürme performansı ile diğer yöntemlerden net olarak ayrıldığı görülmektedir. SLM ve GreenOFDM yöntemleri, her iki araştırma sayısı için de performans olarak CSO-SLM tekniğinin oldukça gerisinde kalmışlardır. Örneğin, $SN = 32$ araştırma sayısı için elde edilmiş olan PAPR eğrileri göz önüne alındığında, SLM, GreenOFDM ve CSO-SLM tekniklerinin CCDF = 10^{-3}'te elde etmiş oldukları PAPR değerleri sırasıyla 8.36 dB, 7.81 dB ve 6.73 dB olmaktadır. Bu sonuçlara göre CSO-SLM tekniği, en yakın rakibi olan GreenOFDM yöntemine bile 1.08 dB fark atarak diğer yöntemlerden açık ara daha yüksek bir PAPR başarımı elde etmiştir.



Şekil 3.14. SLM, GreenOFDM ve CSO-SLM tekniklerinin PAPR düşürme performanslarının farklı araştırma sayıları için karşılaştırılması.

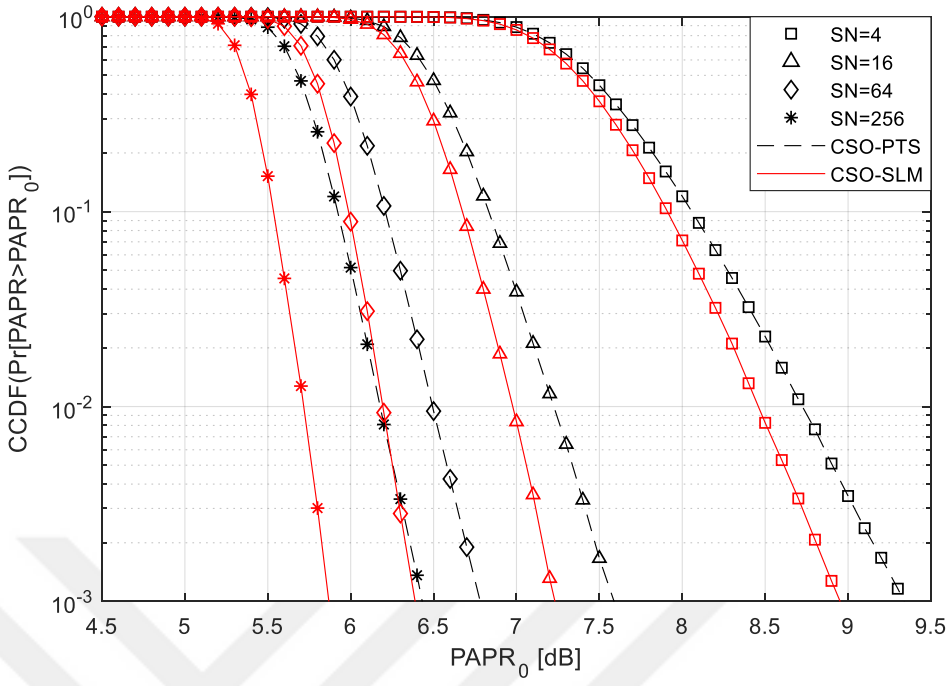
Şekil 3.15'te, SLM, GreenOFDM ve CSO-SLM tekniklerinin, SSPA kaynaklı spektral büyümeleri ne kadar bastırabildiklerini gözlemleyebilmek amacıyla, ilgili tekniklerin her biri için güç spektral yoğunluğu eğrisi elde edilmiştir. SSPA'nın sırasıyla 6 dB ve 8 dB IBO değerleri için elde edilen söz konusu PSD eğrilerinin yanı sıra, LC-GFDM sisteminde doğrusal HPA ile bozunumsuz bir kuvvetlendirme gerçekleştirilmesi durumunda elde edilen PSD eğrisi de SSPA'nın neden olduğu spektral büyümenin görülmesi açısından Şekil 3.15'e eklenmiştir. Bu simülasyonda, SSPA'nın düzgünlük katsayısı ve PAPR düşürme tekniklerinin araştırma sayısı sırasıyla $p = 1$ ve $SN = 256$ olarak belirlenmiştir. CSO-SLM tekniğinin diğer yöntemlere göre daha yüksek olan PAPR düşürme performansı, söz konusu tekniğin güç spektral yoğunluğu performansına da yansıyarak, her bir IBO değeri için en düşük yan lob seviyesi elde etmesine yol açmıştır. Örneğin IBO = 6 dB için, CSO-SLM tekniği ile SSPA kaynaklı spektral büyümeler, SLM ve GreenOFDM yöntemlerine göre sırasıyla 18.18 dB ve 14.80 dB daha fazla bastırılarak, −44.51 dB'lik en düşük yan lob seviyesine ulaşılmıştır. Aynı şekilde IBO = 8 dB için, CSO-SLM tekniği ile −71.77 dB değerindeki en düşük yan lob seviyesine ulaşılırken, SLM ve GreenOFDM yöntemleriyle −54.81 dB ve −61.89 dB seviyelerinin altına inilememiştir.



Şekil 3.15. SLM, GreenOFDM ve CSO-SLM tekniklerinin LC-GFDM dalga formunun güç spektral yoğunluğu üzerindeki etkileri.

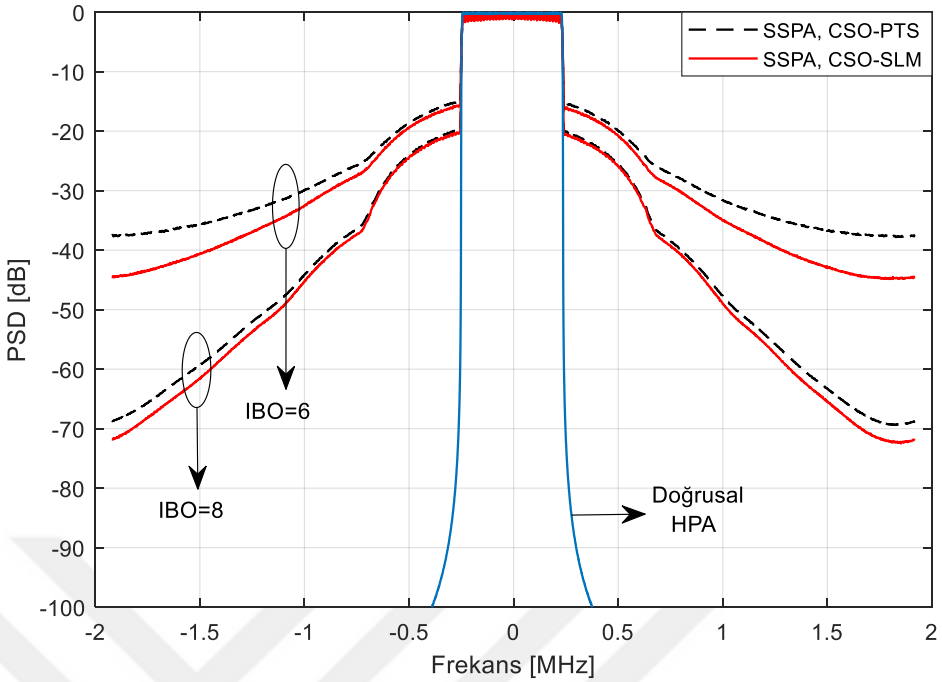
3.3.3. CSO-PTS ve CSO-SLM Tekniklerinin Karşılaştırılması

Şekil 3.16'da, CSO-PTS ve CSO-SLM teknikleri, LC-GFDM dalga formundaki PAPR başarımları bakımından birbirleriyle karşılaştırılmıştır. Bu amaçla, her iki tekniğin de sırasıyla 4, 16, 64 ve 256 araştırma sayıları için $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri elde edilmiştir. Söz konusu yöntemlere ait PAPR eğrileri arasındaki belirgin farklardan da anlaşılacağı üzere, CSO-SLM tekniği, her bir araştırma sayısı için CSO-PTS tekniğinden daha yüksek PAPR düşürme performansı sergilemiştir. Özellikle SN = 16'dan itibaren yüksek SN değerlerine doğru gidildikçe iki yöntem arasındaki performans farkı daha da artmış olup, SN = 256 araştırma sayısında en üst seviyeye çıkmıştır. Örneğin, CCDF = 10^{-3}'te, CSO-PTS ile CSO-SLM yöntemleri arasındaki PAPR farkı, SN = 16 için 0.36 dB'ye eşitken, SN = 256 için 0.55 dB değerine ulaşmıştır.



Şekil 3.16. CSO-PTS ve CSO-SLM tekniklerinin PAPR düşürme performanslarının farklı araştırma sayıları için karşılaştırılması.

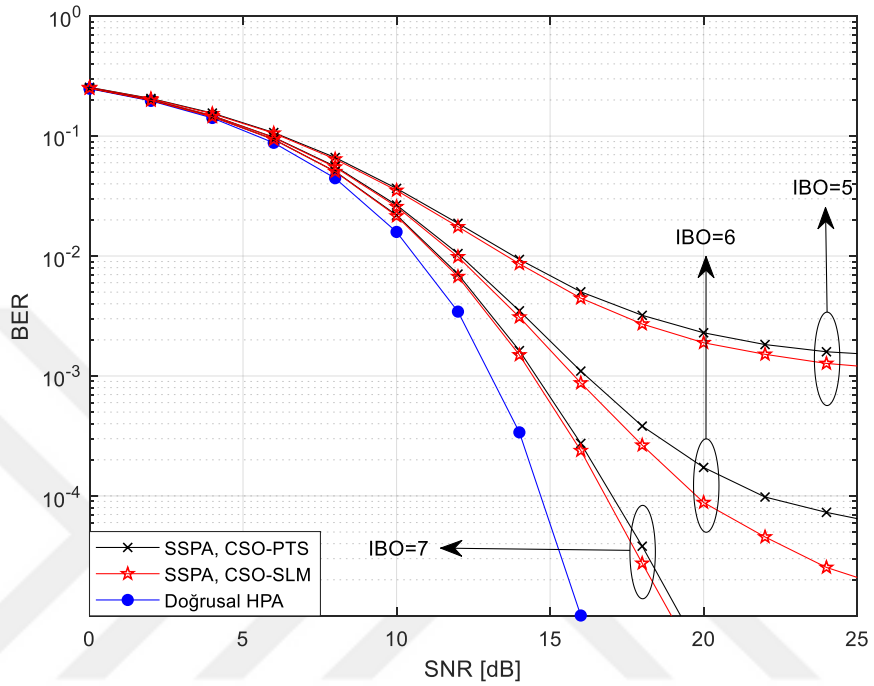
Şekil 3.17'de, CSO-PTS ve CSO-SLM teknikleri, SSPA ile kuvvetlendirme yapılan LC-GFDM iletim sinyalinin güç spektral yoğunluğu üzerindeki etkileri bakımından farklı IBO değerleri için karşılaştırılmıştır. Bunun için, her iki tekniğin de hem 6 dB hem de 8 dB IBO değerlerindeki PSD eğrileri elde edilmiştir. Söz konusu PSD eğrilerine ek olarak, doğrusal HPA ile kuvvetlendirilmiş LC-GFDM sinyalinin güç spektral yoğunluğu da Şekil 3.17'ye eklenmiştir. İki farklı IBO değeri için elde edilen PSD eğrilerinin yan lob seviyelerinden de anlaşılacağı üzere, SSPA'nın yüksek PAPR'lı sinyallerde neden olduğu spektral büyüme, CSO-SLM tekniği ile daha fazla bastırılmıştır. CSO-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansı bakımından CSO-PTS yöntemi üzerinde sağlamış olduğu bariz üstünlük, iki yöntemin yan lob seviyeleri arasında da belirgin farklar oluşmasına neden olmuştur. Örneğin IBO = 6 dB'de CSO-PTS ile −37.48 dB'ye kadar bastırılabilen yan lob seviyesi, CSO-SLM tekniği ile 7.03 dB daha fazla bastırılarak −44.51 dB seviyesine kadar düşürülmüştür. IBO değerinin 8 dB'ye çıkarılması, söz konusu tekniklerin yan lob seviyelerini birbirine biraz daha yakınlaştırsa da, CSO-SLM tekniği 3.08 dB'lik fark ile yine en düşük yan lob seviyesine ulaşan yöntem olmuştur.



Şekil 3.17. CSO-PTS ve CSO-SLM tekniklerinin PSD performanslarının farklı IBO değerleri için karşılaştırılması (p = 1, SN = 256).

Şekil 3.18'de, CSO-PTS ve CSO-SLM tekniklerinin vericisinde SSPA kullanılan LC-GFDM sisteminin bit hata oranı performansı üzerindeki etkileri, sırasıyla IBO = 6 dB, IBO = 7 dB ve IBO = 8 dB için test edilmiştir. Bu amaçla, her bir IBO değeri için söz konusu tekniklere ait SNR [dB] – BER grafikleri elde edilmiş olup, ilgili teknikler BER performansı bakımından birbirleriyle kıyaslanmıştır. Şekilden de net olarak görüleceği üzere, CSO-SLM tekniği ile PAPR değeri daha düşük seviyelere düşürülen LC-GFDM sinyali, SSPA tarafından daha az bozulmaya maruz kaldığından dolayı, söz konusu tekniğin kullanılması durumunda elde edilen bit hata oranı performansı, her bir IBO değeri için daha iyi olmaktadır. Örneğin IBO = 6 dB için elde edilen SNR [dB] – BER eğrileri dikkate alındığında, CSO-PTS tekniği ile 10^{-4} BER seviyesine ulaşmak için 21.93 dB SNR değerine ihtiyaç duyulurken, CSO-SLM tekniği ile aynı BER seviyesine ulaşmak için 19.77 dB SNR değeri yeterli gelmektedir. Bu sonuçlara göre, söz konusu IBO değerinde CSO-SLM tekniği ile sağlanan SNR kazancı, 2.16 dB değerine eşit olmaktadır. Şekil 3.18'de göze çarpan bir diğer nokta ise, IBO değerindeki artışın, her iki tekniğin de BER performansında iyileşmeye yol açmasıdır. Örneğin SNR = 18 dB değerinde IBO = 5 dB, IBO = 6 dB ve IBO = 7 dB için CSO-SLM ile sırasıyla 2.71×10^{-3}, 2.65×10^{-4} ve 2.74×10^{-5} BER değerleri elde edilmiştir. Bu da beklenen bir

sonuçtur. Çünkü, IBO değerinin büyük olması demek, SSPA'nın doyum bölgesinden uzak çalıştırılması ve buna bağlı olarak da sinyallerin daha az bozulmayla kuvvetlendirilmesi anlamına gelmektedir.



Şekil 3.18. CSO-PTS ve CSO-SLM tekniklerinin BER performanslarının farklı IBO değerleri için karşılaştırılması (p = 1, SN = 256).

3.3.4. Karmaşıklık Analizi

Bu bölümde, sırasıyla PTS, SLM, GreenOFDM, CSO-PTS ve CSO-SLM tekniklerinin LC-GFDM sistemindeki genel karmaşıklık ifadeleri elde edilmiştir. Ardından söz konusu teknikler arasında genel karmaşıklık değerleri bakımından çeşitli karşılaştırmalar yapılmıştır.

LC-GFDM sisteminde alt taşıyıcı sayısı K ile sembolize edildiğinden dolayı, PTS, SLM ve GreenOFDM tekniklerinin sırasıyla Denklem (3.11), Denklem (3.13) ve Denklem (3.15)' te WOLA-OFDM için elde edilmiş olan genel karmaşıklık ifadelerinde N yerine K yazılarak söz konusu tekniklerin LC-GFDM sistemindeki karmaşıklık ifadeleri aşağıdaki gibi elde edilir:

$$C_{PTS} = 3MVLK\log_2(LK) + M(SN)(V-1)LK \tag{3.18}$$

$$C_{SLM} = 3M(SN)LK\log_2(LK) \tag{3.19}$$

$$C_{GreenOFDM} = 3M(SN)LK\log_2(LK) + M(SN^2/4)LK \tag{3.20}$$

CSO-PTS tekniğinde, 1. sembolden *M*. sembole kadar sırasıyla bütün semboller optimize edilmektedir. Ancak herhangi bir sembol optimize edilirken, ilgili sembole gelene kadar optimize edilmiş olan sembollerin toplamı da hesaba katılmaktadır. Örneğin 5. Sembol optimize edilirken, daha önce optimize edilmiş olan ilk 4 sembolün toplamı ile 5. sembolün toplanması sonucu elde edilen sinyalin tepe gücünü minimum yapan faz dizisi bulunmaya çalışılır. Bu amaçla, *SN* farklı deneme gerçekleştirilir ve her bir deneme için söz konusu toplama işlemi tekrarlanır. *SN* farklı deneme sonucunda elde edilen optimum faz dizisi ise 5. sembolün faz rotasyon işleminde kullanılarak ilgili sembolün optimizasyon işlemi tamamlanır. Her biri *MLK* uzunluklu LC-GFDM sembollerinden 1. sembol hariç her biri için *SN* kez tekrarlanan söz konusu toplama işlemi nedeniyle, CSO-PTS tekniğinde, geleneksel PTS yönteminden farklı olarak fazladan $(SN)MLK(M-1)$ adet karmaşık toplam işlemine ihtiyaç duyulmaktadır. Buna göre, CSO-PTS tekniğinin genel karmaşıklık ifadesi, aşağıdaki gibi olmaktadır:

$$\begin{aligned} C_{CSO-PTS} &= 3MVLK\log_2(LK) + M(SN)(V-1)LK + (SN)MLK(M-1) \\ &= 3MVLK\log_2(LK) + (SN)MLK(V+M-2) \end{aligned} \tag{3.21}$$

CSO-SLM tekniğinde ise, LC-GFDM vericisinde sembollerin toplanması işleminin neden olduğu PAPR büyümesini ortadan kaldıran birikimli sembol optimizasyon (CSO) prosedürü kullanımından dolayı, geleneksel SLM yönteminde gereksinim duyulan karmaşık toplam sayısına ek olarak $(SN)MLK(M-1)$ adet fazladan karmaşık toplam işlemine ihtiyaç duyulmaktadır. Buna göre, söz konusu ekstra karmaşık toplam sayısı, Denklem (3.19)'da tanımlanan geleneksel SLM yönteminin karmaşıklık ifadesine eklenerek, CSO-SLM tekniğine ait genel karmaşıklık ifadesi aşağıdaki gibi elde edilir:

$$C_{CSO-SLM} = 3M(SN)LK\log_2(LK) + (SN)MLK(M-1) \tag{3.22}$$

Tablo 3.8'de, CSO-PTS ve PTS tekniklerinin genel karmaşıklıkları çeşitli araştırma sayıları için nümerik olarak hesaplanmıştır. Bununla birlikte, ilgili karmaşıklık değerleri kullanılarak, her bir araştırma sayısı için CSO-PTS tekniğinin PTS yöntemi üzerinde

sağlamış olduğu CCIR değeri elde edilmiştir. Ayrıca, CSO-PTS tekniğinin neden olduğu karmaşıklık artışları ile söz konusu tekniğin PTS yönteminde sağlamış olduğu PAPR iyileşmelerini aynı tabloda gözlemleyebilmek amacıyla, ilgili tekniklerin her bir *SN* değeri için CCDF = 10^{-3}'te elde etmiş oldukları PAPR değerlerinin yer aldığı bir sütun daha Tablo 3.8'e eklenmiştir. Tabloda elde edilen sonuçlara göre, CSO-PTS ile klasik PTS yönteminde *SN* = 32, *SN* = 64, *SN* = 128 ve *SN* = 256 araştırma sayıları için elde edilen 1.82 dB, 1.96 dB, 2.07 dB ve 2.19 dB PAPR kazançlarına karşılık söz konusu yöntemde sırasıyla % 61.538, % 80.000, % 94.117 ve % 103.225 karmaşıklık artışları meydana gelmiştir.

Tablo 3.8. CSO-PTS tekniğinin farklı araştırma sayıları için PTS yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCIR değerleri.

Araştırma Sayısı	**Yöntem**	**PAPR (CCDF = 10^{-3})**	**Genel Karmaşıklık**	**CCIR**
SN = 32	PTS	8.94 dB	C_{PTS} = 958464	% 61.538
	CSO-PTS	7.12 dB	$C_{CSO\text{-}PTS}$ = 1548288	
SN = 64	PTS	8.75 dB	C_{PTS} = 1474560	% 80.000
	CSO-PTS	6.79 dB	$C_{CSO\text{-}PTS}$ = 2654208	
SN = 128	PTS	8.63 dB	C_{PTS} = 2506752	% 94.117
	CSO-PTS	6.56 dB	$C_{CSO\text{-}PTS}$ = 4866048	
SN = 256	PTS	8.61 dB	C_{PTS} = 4571136	% 103.225
	CSO-PTS	6.42 dB	$C_{CSO\text{-}PTS}$ = 9289728	

Tablo 3.9'da, CSO-PTS ve GreenOFDM yöntemlerinin dört farklı araştırma sayısı için elde edilmiş olan nümerik karmaşıklıkları, söz konusu karmaşıklık maliyetlerine karşılık ulaşılan PAPR değerleri ve CSO-PTS tarafından her bir *SN* değeri için GreenOFDM yöntemi üzerinde sağlanan karmaşıklık düşürme oranları üç ayrı sütun şeklinde verilmiştir. Tabloda yer alan verilere göre, araştırma sayısının 32'den 256'ya artırılması, GreenOFDM yönteminde elde edilen karmaşıklık düşürme oranının % 34.37'den % 82.10 gibi oldukça yüksek bir değere çıkmasına neden olmuştur. Bunun yanı sıra, CSO-PTS tekniğinin GreenOFDM yönteminde *SN* = 32 için elde etmiş olduğu 0.69 dB PAPR kazancı, *SN* değerinin 256'ya kadar artırılmasıyla birlikte 0.76 dB değerine yükselmiştir. Bu sonuçlardan da anlaşılacağı üzere, CSO-PTS tekniği ile her bir araştırma sayısı için daha iyi bir PAPR düşürme performansı elde etmekle kalmayıp, bunu GreenOFDM yöntemine göre çok daha az hesaplama maliyeti ile gerçekleştirmek mümkündür.

Tablo 3.9. CSO-PTS tekniğinin farklı araştırma sayıları için GreenOFDM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCRR değerleri.

Araştırma Sayısı	**Yöntem**	**PAPR (CCDF = 10^{-3})**	**Genel Karmaşıklık**	**CCRR**
SN = 32	GreenOFDM	7.81 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 2359296	% 34.37
	CSO-PTS	7.12 dB	$C_{CSO\text{-}PTS}$ = 1548288	
SN = 64	GreenOFDM	7.49 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 5898240	% 55.00
	CSO-PTS	6.79 dB	$C_{CSO\text{-}PTS}$ = 2654208	
SN = 128	GreenOFDM	7.28 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 16515072	% 70.54
	CSO-PTS	6.56 dB	$C_{CSO\text{-}PTS}$ = 4866048	
SN = 256	GreenOFDM	7.18 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 51904512	% 82.10
	CSO-PTS	6.42 dB	$C_{CSO\text{-}PTS}$ = 9289728	

Tablo 3.10'da, CSO-SLM tekniği, SLM yöntemi ile hesaplama karmaşıklığı bakımından karşılaştırılmıştır. Bu amaçla birikimli sembol optimizasyon (CSO) prosedürünün SLM yönteminde neden olduğu karmaşıklık artış oranları, dört farklı *SN* değeri için hesaplanmıştır. Bunun için Denklem (3.17)'de tanımlanan CCIR ifadesinden faydalanılmıştır. Tablodan da kolayca anlaşılacağı üzere, CSO prosedürü, klasik SLM yönteminde % 33.333'lük bir işlem yükü artışına neden olmuştur. SLM yönteminin karmaşıklığında meydana gelen söz konusu artış oranı, her bir *SN* değeri için sabit kalmıştır. Öte yandan, *SN* değerindeki artış, CSO prosedürü ile SLM yönteminde sağlanan PAPR kazancında yükselmeye neden olmuştur. Örneğin *SN* değerinin 32'den 256'ya artırılmasıyla birlikte, CSO-SLM tekniğinin SLM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu PAPR kazancı 1.63 dB'den 1.93 dB'ye yükselirken, hesaplama karmaşıklığı artış oranı % 33.333 değerinde sabit kalmıştır.

Tablo 3.10. CSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için SLM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCIR değerleri.

Araştırma Sayısı	**Yöntem**	**PAPR (CCDF = 10^{-3})**	**Genel Karmaşıklık**	**CCIR**
SN = 32	SLM	8.36 dB	C_{SLM} = 1769472	% 33.333
	CSO-SLM	6.73 dB	$C_{CSO\text{-}SLM}$ = 2359296	
SN = 64	SLM	8.14 dB	C_{SLM} = 3538944	% 33.333
	CSO-SLM	6.39 dB	$C_{CSO\text{-}SLM}$ = 4718592	
SN = 128	SLM	7.93 dB	C_{SLM} = 7077888	% 33.333
	CSO-SLM	6.10 dB	$C_{CSO\text{-}SLM}$ = 9437184	
SN = 256	SLM	7.80 dB	C_{SLM} = 14155776	% 33.333
	CSO-SLM	5.87 dB	$C_{CSO\text{-}SLM}$ = 18874368	

Tablo 3.11'de, CSO-SLM tekniği ile GreenOFDM yöntemi üzerinde *SN* = 32, *SN* = 64, *SN* = 128 ve *SN* = 256 araştırma sayıları için sağlanan hesaplama karmaşıklığı azaltma oranları ve her iki yöntemin de söz konusu araştırma sayıları için CCDF = 10^{-3}'te elde etmiş oldukları PAPR değerleri verilmiştir. Tablo 3.11, CSO-SLM tekniğinin GreenOFDM yöntemi üzerinde hem PAPR düşürme performansı hem de hesaplama karmaşıklığı bakımından sağlamış olduğu üstünlüğü net bir şekilde ortaya koymaktadır. *SN* = 32 için her iki yöntemin de karmaşıklık değerleri birbirine eşit olduğundan dolayı, CCRR değeri % 0.000 çıkmıştır. Ancak *SN* değerindeki her bir artış, CCRR değerinde en az % 20'lik bir yükselmeye neden olarak, CSO-SLM tekniğinin GreenOFDM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu hesaplama karmaşıklığı azaltma oranının 256 araştırma sayısında % 63.636 değerine ulaşmasını sağlamıştır. Bunun yanı sıra, her bir *SN* değeri için GreenOFDM yönteminde ciddi miktarda PAPR kazancı elde edilmiş olup *SN* değerindeki her bir artış, aynı zamanda PAPR kazancının da yükselmesine neden olmuştur. Örneğin, CSO-SLM tekniği ile *SN* = 32 için sağlanan PAPR kazancı 1.08 dB'ye eşitken, söz konusu kazanç *SN* = 256 araştırma sayısında 1.31 dB değerine yükselmiştir.

Tablo 3.11. CSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için GreenOFDM yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCRR değerleri.

Araştırma Sayısı	**Yöntem**	**PAPR (CCDF = 10^{-3})**	**Genel Karmaşıklık**	**CCRR**
SN = 32	GreenOFDM	7.81 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 2359296	% 0.000
	CSO-SLM	6.73 dB	$C_{CSO\text{-}SLM}$ = 2359296	
SN = 64	GreenOFDM	7.49 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 5898240	% 20.000
	CSO-SLM	6.39 dB	$C_{CSO\text{-}SLM}$ = 4718592	
SN = 128	GreenOFDM	7.28 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 16515072	% 42.857
	CSO-SLM	6.10 dB	$C_{CSO\text{-}SLM}$ = 9437184	
SN = 256	GreenOFDM	7.18 dB	$C_{GreenOFDM}$ = 51904512	% 63.636
	CSO-SLM	5.87 dB	$C_{CSO\text{-}SLM}$ = 18874368	

Tablo 3.12'de bu kez CSO-PTS ile CSO-SLM teknikleri, hesaplama karmaşıklıkları bakımından birbirleriyle kıyaslanmıştır. Tabloda yer alan genel karmaşıklık değerlerinden de anlaşılacağı üzere, CSO-SLM tekniği, CSO-PTS tekniğine oranla daha fazla işlem yüküne neden olmaktadır. Örneğin *SN* = 32 için CSO-SLM tekniği, CSO-PTS tekniğine göre % 52.380 daha fazla karmaşık işlem gerektirirken, söz konusu karmaşıklık artış yüzdesi, *SN* = 256 araştırma sayısında % 103.174 değerine ulaşmaktadır. Yani,

SN = 256'da, CSO-SLM tekniğinin genel karmaşıklığı CSO-PTS tekniğinin neredeyse iki katına çıkmaktadır. Diğer taraftan CSO-SLM tekniği, PAPR düşürme performansı bakımından CSO-PTS tekniğini her bir *SN* değeri için geride bırakmıştır. Örneğin, CSO-SLM tekniği, *SN* = 32, *SN* = 64, *SN* = 128 ve *SN* = 256 araştırma sayıları için CSO-PTS tekniğinde sırasıyla 0.39 dB, 0.40 dB, 0.46 dB ve 0.55 dB PAPR kazançları elde ederek, daha iyi bir PAPR düşürme performansı sergilemiştir.

Tablo 3.12. CSO-SLM tekniğinin farklı araştırma sayıları için CSO-PTS yöntemi üzerinde sağlamış olduğu CCIR değerleri.

Araştırma Sayısı	**Yöntem**	**PAPR (CCDF = 10^{-3})**	**Genel Karmaşıklık**	**CCIR**
SN = 32	CSO-PTS	7.12 dB	$C_{CSO\text{-}PTS}$ = 1548288	% 52.380
	CSO-SLM	6.73 dB	$C_{CSO\text{-}SLM}$ = 2359296	
SN = 64	CSO-PTS	6.79 dB	$C_{CSO\text{-}PTS}$ = 2654208	% 77.777
	CSO-SLM	6.39 dB	$C_{CSO\text{-}SLM}$ = 4718592	
SN = 128	CSO-PTS	6.56 dB	$C_{CSO\text{-}PTS}$ = 4866048	% 93.939
	CSO-SLM	6.10 dB	$C_{CSO\text{-}SLM}$ = 9437184	
SN = 256	CSO-PTS	6.42 dB	$C_{CSO\text{-}PTS}$ = 9289728	% 103.174
	CSO-SLM	5.87 dB	$C_{CSO\text{-}SLM}$ = 18874368	

3.4. UFMC Dalga Formunda PAPR Düşürme

Bu bölümde, UFMC dalga formu için geliştirilmiş olan DEHO-PTS, DCSA-PTS, DIWO-PTS, MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM stratejileri için ayrıntılı bir performans incelemesi gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla, öncelikle PTS tabanlı yöntemler hemen ardından da SLM tabanlı yöntemlerle ilgili çeşitli simülasyon çalışmaları gerçekleştirilmiştir. Her iki grup için de simülasyon çalışmaları tamamlandıktan sonra hesaplama karmaşıklığı analizi yapılmıştır. Bu bölümde gerçekleştirilen simülasyonlara ilişkin parametre değerleri Tablo 3.13'te verilmiştir.

Tablo 3.13. Simülasyon parametreleri.

Alt taşıyıcı sayısı	$N = 128$
FFT boyutu	1024
Üst örnekleme faktörü	$L = 8$
Modülasyon türü	16-QAM
UFMC alt bantlarının sayısı	$B = 8$
Filtre türü	Dolph-Chebyshev
Filtre uzunluğu	$L_f = 64$
Örnekleme frekansı	15.36 MHz
Döngüsel önek uzunluğu	$L_{CP} = 64$
Kanal modeli	AWGN
HPA modeli	SSPA
Alt blok sayısı	$V = 64$
PTS tabanlı yöntemler için araştırma sayısı	$SN = 256$
SLM tabanlı yöntemler için araştırma sayısı	$SN = 512$

3.4.1. Zeki Optimizasyon Tabanlı PTS Tekniklerinin Performans Analizi

Bu bölümde, sırasıyla DEHO, DCSA ve DIWO tabanlı faz optimizasyonlarının PTS yönteminde sağlamış olduğu performans iyileşmelerini gözlemlemek amacıyla, DEHO-PTS, DCSA-PTS ve DIWO-PTS tekniklerinin her biri geleneksel PTS yöntemi ile PAPR düşürme performansı bakımından karşılaştırılmıştır. Diğer taraftan, adil bir performans değerlendirmesi yapabilmek için, bu tez çalışmasında geliştirilen söz konusu zeki optimizasyon tabanlı PTS tekniklerinin kendileriyle aynı kategoride yer alan en az bir adet gelişmiş PTS tekniği ile karşılaştırılması gerekmektedir. Bu amaçla, sırasıyla tabu arama (TS) algoritması [136] ve ayrık ateş böceği algoritmasının (DFA) [137] klasik PTS yöntemine faz optimizasyonu amacıyla entegre edilmesi sonucu geliştirilen TS-PTS ve DFA-PTS isimli iki farklı gelişmiş PTS yöntemi, karşılaştırma amaçlı kullanılmıştır. Ayrıca, sadece PAPR başarımları ile yetinmeyip, söz konusu tekniklerin SSPA tabanlı sinyal bozulmalarının neden olduğu spektral büyümeler ve BER yükselmelerini bastırma kapasiteleri de test edilerek performans analizi daha da derinleştirilmiştir.

Tablo 3.14. PTS tabanlı tekniklerin araştırma karmaşıklıkları.

Yöntemler	**Araştırma Sayısı (SN)**	**PAPR (CCDF=10^{-3})**
Orijinal	0	11.35 dB
PTS	256	6.99 dB
TS-PTS	$(V - L_T) \cdot C_{max} = (64 - 48) \cdot 16 = 256$	6.85 dB
DFA-PTS	$AS \cdot G_{max} = 4 \cdot 64 = 256$	6.72 dB
DEHO-PTS	$C \cdot E \cdot MIN = 2 \cdot 4 \cdot 32 = 256$	6.52 dB
DCSA-PTS	$S \cdot t_{\max} = 2 \cdot 128 = 256$	6.49 dB
DIWO-PTS	$NFE = 256$	6.45 dB

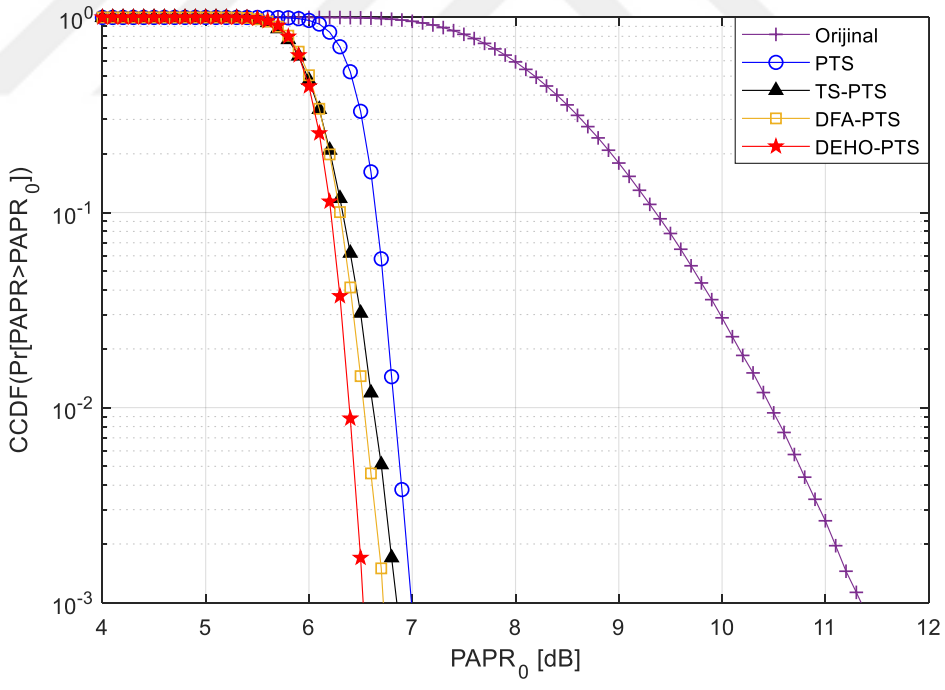
Tablo 3.14'te, PTS tabanlı PAPR düşürme stratejilerinin toplam araştırma sayılarına karşılık gelen araştırma karmaşıklığı ifadeleri orta sütunda elde edilmiştir. Her bir karmaşıklık ifadesinin değeri, adil bir performans karşılaştırması yapabilmek amacıyla $SN = 256$'ya sabitlenmiştir. Karmaşıklık ifadelerini ortak bir değere sabitlemek, her bir yöntemin aynı araştırma karmaşıklığında göstermiş olduğu PAPR düşürme performansını görme fırsatı vermiştir. Tablo 3.14'ün sağ sütununda ise, söz konusu PAPR düşürme stratejilerinin $SN = 256$ için CCDF = 10^{-3}'te ulaşmış oldukları PAPR değerleri verilmiştir. Tablo 3.14'ün ilk satırından da görüldüğü üzere, orijinal sinyalde herhangi bir PAPR düşürme işlemi gerçekleştirilmemesi durumunda, araştırma maliyeti doğal olarak sıfıra eşit olmaktadır. Bir sonraki satıra geçilecek olursa, klasik PTS yönteminin orijinal sinyale PAPR düşürme amacıyla uygulanmasının, araştırma maliyetini $SN = 0$'dan $SN = 256$'ya yükselttiği görülecektir. Geleneksel PTS yönteminde araştırma karmaşıklığı tanımlanırken, her biri farklı bir faz dizisini değerlendirmek amacıyla gerçekleştirilen PAPR hesaplamalarını saymak yeterli olacaktır. Çünkü, söz konusu yöntemde gerçekleştirilen toplam PAPR hesabı sayısı, direk olarak araştırma karmaşıklığını vermektedir. PTS yönteminde, rastgele üretilmiş bir faz dizisinin değerlendirildiği her bir araştırmanın bir PAPR hesabına mal olduğu göz önünde bulundurulduğunda, PTS tabanlı yöntemler için $SN = 256$ olarak belirlenen araştırma sayısı, Tablo 3.14'te gösterildiği gibi direk olarak klasik PTS yönteminin araştırma karmaşıklığını verecektir. Zeki

optimizasyon algoritmalarına dayalı gelişmiş PTS stratejileri söz konusu olduğunda ise, araştırma karmaşıklığı tanımlanırken dikkate alınması gereken tek şey, optimizasyon işlemi boyunca gerçekleştirilen uygunluk değerlendirmelerinin sayısı olacaktır. Bu durumda, TS-PTS yönteminin araştırma karmaşıklığı, $SN = (V - L_T) \cdot C_{max}$ şeklinde ifade edilecektir. Burada, sırasıyla çözüm vektörü uzunluğu ve tabu listesi uzunluğuna karşılık gelen V ve L_T parametreleri arasındaki farkın maksimum döngü sayısını temsil eden C_{max} parametresi ile çarpımı, toplam uygunluk hesabı sayısını vermektedir. Bu bölümdeki simülasyon çalışmalarında 64 olarak belirlenen alt blok sayısına eşit olması gereken V parametresi haricinde, L_T ve C_{max} ile sembolize edilen diğer TS parametreleri sırasıyla $L_T = 48$ ve $C_{max} = 16$ olarak belirlenmiştir. TS algoritmasının PTS yöntemindeki performansını maksimize eden söz konusu parametre değerleri, farklı parametre kombinasyonlarının denendiği geniş kapsamlı ve tekrarlı simülasyon çalışmaları sonucunda elde edilmiştir. Optimum parametre kombinasyonunun bulunması için yapılan denemelerde parametrelere değerler verilirken, karmaşıklık ifadesini 256 değerine eşit yapacak olası parametre kombinasyonları dikkate alınmıştır. Söz konusu parametre belirleme prosedürü, faz optimizasyonu amacıyla PTS yöntemine uygulanan zeki optimizasyon algoritmalarının her biri için tekrarlanmıştır. TS-PTS gibi karşılaştırma amaçlı kullanılan DFA-PTS yönteminin araştırma karmaşıklığı ise, $SN = AS \cdot G_{max}$ şeklinde tanımlanmaktadır. Burada sırasıyla ateş böceği sayısı ve maksimum jenerasyon sayısını belirten AS ve G_{max} parametreleri, $AS = 4$ ve $G_{max} = 64$ olarak tayin edilmiştir. Bu iki parametrenin haricinde, rastgele adım büyüklüğü (α) ve ışık soğurma katsayısı (γ) olarak adlandırılan diğer DFA parametreleri ise $\alpha = 2$ ve $\gamma = 0.003$ olarak belirlenmiştir. DEHO-PTS tekniğinin araştırma karmaşıklığı, $SN = C \cdot E \cdot MIN$ olarak tanımlanmaktadır. Burada C, E ve MIN sırasıyla klan sayısı, klan başına düşen fil sayısı ve maksimum iterasyon sayısını temsil etmektedir. Söz konusu DEHO parametreleri, $C = 2$, $E = 4$ ve $MIN = 32$ olarak tayin edilmiştir. DCSA-PTS stratejisine ait karmaşıklık ifadesi, $SN = S \cdot t_{max}$ olarak elde edilmiştir. Burada sürü boyutunun (S) maksimum iterasyon sayısı (t_{max}) ile çarpımı, aynı zamanda araştırma sayısına karşılık gelen toplam uygunluk hesabı sayısını vermektedir. Optimum parametre kombinasyonunun bulunması amacıyla zeki optimizasyon tabanlı her bir PTS tekniği için tekrarlanan ayrıntılı bir simülasyon çalışmasının ardından, DCSA'ya ait parametreler $S = 2$, $t_{max} = 128$, $AP = 0.01$ ve $NB = 3$ olarak belirlenmiştir. Burada AP ve NB, sırasıyla farkındalık olasılığı ve mutasyona uğratılacak bit sayısını temsil etmektedir. TS-PTS, DFA-PTS, DEHO-PTS ve

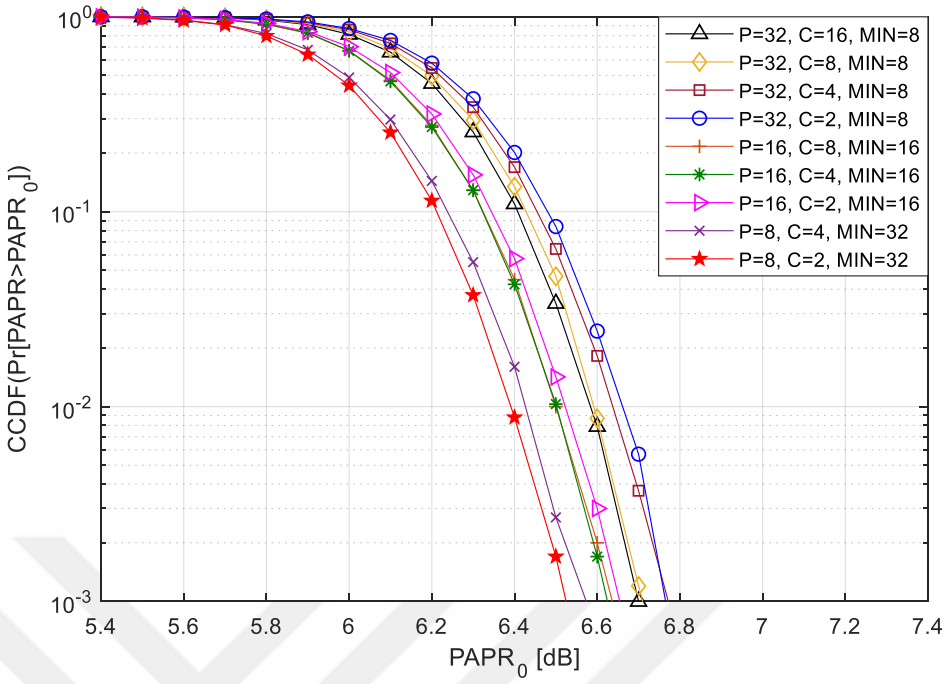
DCSA-PTS tekniklerinde, tek bir iterasyon, döngü ya da jenerasyonda gerçekleştirilen uygunluk hesabı sayısı sabit olup, sırasıyla ($V - L_T$), AS, ($C \cdot E$) ve S değerlerine eşittir. Bu nedenle, bu stratejilerin araştırma karmaşıklıklarını, tek bir iterasyon, döngü ya da jenerasyonda gerçekleştirilen uygunluk hesabı sayısı ile toplam iterasyon, döngü ya da jenerasyon sayısının çarpımı cinsinden ifade etmek mümkündür. Ancak, DIWO-PTS tekniğinde tek bir iterasyonda gerçekleştirilen uygunluk hesabı sayısı değişken olduğundan dolayı, yukarıda bahsedilen zeki optimizasyon tabanlı dört yöntemin araştırma karmaşıklıklarının elde edilmesi için izlenen prosedür bu teknikte işe yaramayacaktır. Daha açık bir şekilde ifade etmek gerekirse, DIWO-PTS tekniğinde tek bir iterasyon için gerçekleştirilen uygunluk hesabı sayısı, ilgili iterasyonda üretilen toplam tohum sayısına eşit olmaktadır. Ancak, her bir iterasyonda üretilecek tohum sayısı değişkendir. Bu nedenle, DIWO-PTS tekniğinin araştırma karmaşıklığını tohum sayısı ve iterasyon sayısı cinsinden tanımlamak mümkün değildir. Çünkü yabani ot kolonisinin her bir iterasyon için değişen sayılarda tohum üretmesi, araştırma karmaşıklığını 256 gibi sabit bir değere ayarlamayı imkansız hale getirmektedir. Bu sorunun üstesinden gelmek amacıyla, DIWO-PTS stratejisinde uygunluk hesabı sayısına karşılık gelen araştırma sayısını kontrol etmeyi mümkün kılan bir sayaç tanımlanmıştır. Söz konusu sayaç, her bir uygunluk hesabında 1 artacak şekilde ayarlanmıştır. İlgili sayacın değeri, DIWO-PTS için önceden belirlenmiş uygunluk hesabı sayısına (NFE) ulaştığı anda algoritma durdurularak o an için popülasyondaki mevcut en iyi çözüm, optimum faz dizisi olarak belirlenmiştir. Böylelikle, DIWO-PTS tekniği için artık direk olarak $SN = NFE$ şeklinde tanımlanabilen araştırma karmaşıklığını, PTS tabanlı teknikler için belirlenmiş olan 256 gibi sabit bir değere ayarlamak mümkün hale gelmiştir. DIWO algoritmasına ait parametre değerleri ise $W = 12$, $S_{min} = 0$ ve $S_{max} = 3$ şeklinde belirlenmiştir. Burada W, yabani ot sayısını belirtirken, S_{min} ve S_{max} sırasıyla herhangi bir yabani ot tarafından üretilebilecek minimum ve maksimum tohum sayısını ifade etmektedir. Tablo 3.14'te yer alan sonuçlardan anlaşılacağı üzere, UFMC dalga formu için bu tez çalışmasında geliştirilmiş olan DEHO-PTS, DCSA-PTS ve DIWO-PTS stratejilerinin her biri, araştırma karmaşıklıklarının $SN = 256$ değerine eşitlenmesi durumunda hem klasik PTS hem de karşılaştırma amaçlı kullanılan TS-PTS ve DFA-PTS isimli zeki yöntemlerden daha iyi bir PAPR düşürme performansı sergilemiştir.

3.4.1.1. DEHO-PTS Tekniği ile PAPR Düşürme

Şekil 3.19'da geleneksel PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS teknikleri arasında PAPR düşürme performansı bakımından karşılaştırma yapmak amacıyla, söz konusu teknikler kullanılarak elde edilen PAPR değeri düşürülmüş UFMC sinyallerinin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri çizdirilmiştir. Şekil 3.19'a göre, zeki optimizasyon tabanlı PAPR düşürme tekniklerinin her biri geleneksel PTS yönteminden daha iyi bir performans sergilerken, zeki yöntemler arasındaki en iyi PAPR düşürme performansı DEHO-PTS prosedürü tarafından elde edilmiştir. Örneğin CCDF = 10^{-3}'te, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS tekniklerinin geleneksel PTS yöntemi üzerinde elde etmiş oldukları PAPR kazançları sırasıyla 0.14 dB, 0.27 dB ve 0.47 dB değerlerine eşit olmaktadır. Bu sonuçlardan da kolayca anlaşılacağı üzere, DEHO-PTS tekniği, PTS yöntemi üzerinde elde etmiş olduğu 0.47 dB'lik kazançla, en yakın rakibine 0.20 dB fark atmıştır.



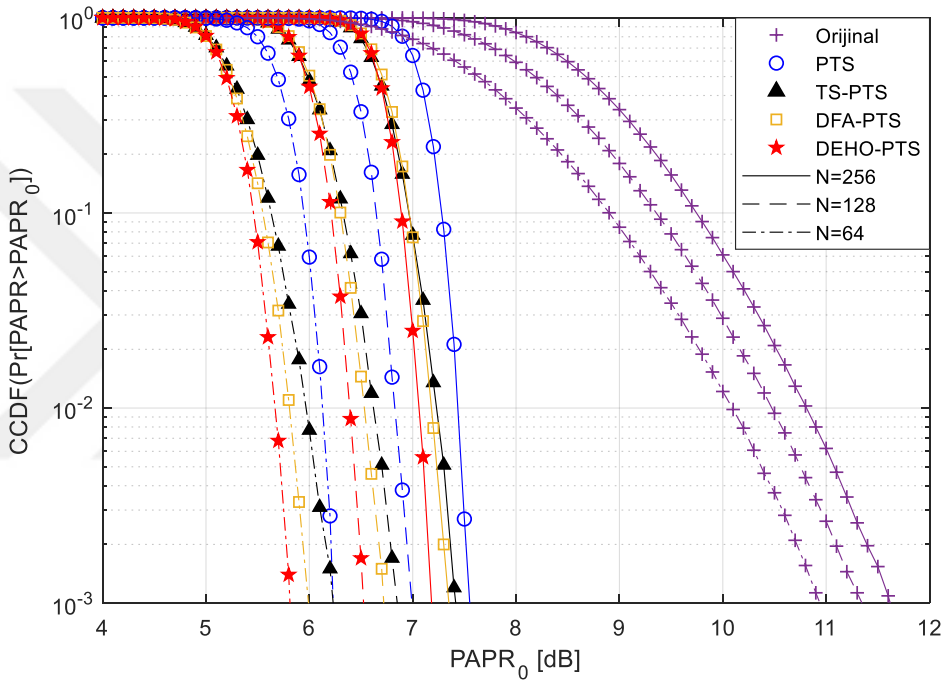
Şekil 3.19. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS tekniklerinin $PAPR_0$ [dB] – CCDF performansı bakımından birbirleriyle karşılaştırılması.



Şekil 3.20. DEHO-PTS tekniğinin çeşitli {*P*, *C*} kombinasyonları için $PAPR_0$ [dB] – CCDF performansı.

Şekil 3.20'de, DEHO algoritmasına ait parametrelerin DEHO-PTS tekniğinin PAPR düşürme performansı üzerindeki etkisi, $SN = MIN \cdot P = 256$ eşitliğini sağlayan farklı {*P*, *C*} kombinasyonları için test edilmiştir. Bu simülasyon için seçilen {*P*, *C*} kombinasyonları sırasıyla {32, 16}, {32, 8}, {32, 4}, {32, 2}, {16, 8}, {16, 4}, {16, 2}, {8, 4} ve {8, 2} şeklindedir. İlgili parametre değerlerinden anlaşılacağı üzere, $P = 32$, $P = 16$ ve $P = 8$ olarak belirlenen üç farklı popülasyon boyutu, çeşitli klan sayıları için test edilmiştir. Şekil 3.20'den de açıkça görüldüğü gibi, $P = 32$, $P = 16$ ve $P = 8$ popülasyon boyutları için en yüksek PAPR düşürme performansı sağlayan en uygun klan sayıları sırasıyla $C = 16$, $C = 4$ ve $C = 2$ olmaktadır. Başka bir deyişle, söz konusu üç popülasyon boyutu için elde edilen en iyi {*P*, *C*} kombinasyonları {32, 16}, {16, 4} ve {8, 2} olmuştur. Aralarında en iyisi {8, 2} olan bu üç farklı parametre kombinasyonu kullanılarak CCDF = 10^{-3}'te elde edilen PAPR değerleri sırasıyla 6.70 dB, 6.62 dB ve 6.52 dB'ye eşittir. Bir an için sadece popülasyon boyutlarına odaklanılacak olursa, en yüksek performansın en düşük fil sayısı ile elde edildiği görülecektir. Bu şekilde bir sonuç elde edilmesinin sebebi şu şekilde açıklanabilir: Komşu çözüm üretmek için döngüsel bit çevirme prosedürünü kullanan ayrık optimizasyon algoritmaları, PTS yönteminde faz faktörü optimizasyonu gibi yüksek boyutlu problemlerde, her bir popülasyon üyesi için

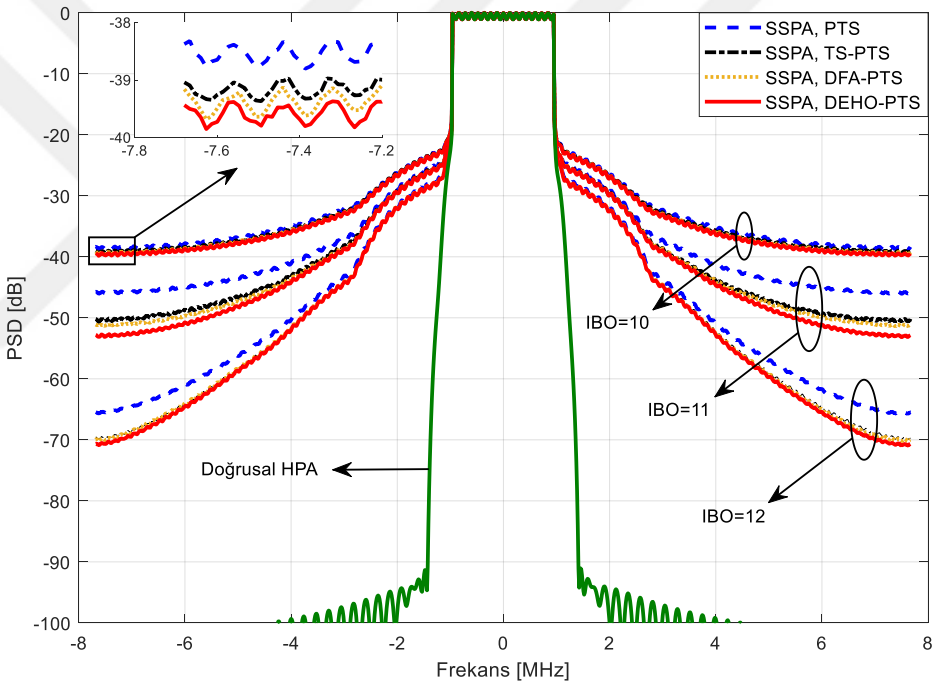
ziyaret edilmeyen komşu çözüm sayısını azaltmak için, yeterince yüksek iterasyon sayılarına ihtiyaç duyarlar. Örneğin, popülasyon boyutu büyük, iterasyon sayısı küçük seçilirse, döngüsel bit çevirme mekanizması, her bir popülasyon üyesi için yeterli sayıda komşuluk araştırması yapmaya fırsat bulamayacaktır. Bunun sonucunda da, algoritmanın performansı düşecektir. Bu nedenle DEHO-PTS stratejisi, Şekil 3.20'de de doğrulandığı üzere, yüksek iterasyonlu düşük popülasyon boyutlarında daha iyi PAPR düşürme performansı sergilemektedir.



Şekil 3.21. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS tekniklerinin farklı alt taşıyıcı sayıları için PAPR düşürme performansları.

Şekil 3.21'de, her bir PAPR düşürme tekniğinin sırasıyla 64, 128 ve 256 alt taşıyıcı sayıları için $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri elde edilmiştir. Şekilden de açıkça görülebileceği gibi, alt taşıyıcı sayısının 64'ten 256'ya yükseltilmesi, her bir teknikte belirli bir oranda PAPR büyümesine yol açmıştır. Örneğin CCDF = 10^{-3}'te, PAPR değeri düşürülmemiş orijinal UFMC sinyali ile, bu sinyalin PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS kullanılarak PAPR değeri düşürülmüş versiyonlarında söz konusu alt taşıyıcı artışından dolayı meydana gelen PAPR yükselmeleri sırasıyla 0.68 dB, 1.32 dB, 1.18 dB, 1.36 dB ve 1.37 dB değerlerine eşit olmaktadır. Alt taşıyıcı artışına bağlı olarak meydana gelen PAPR büyümelerinin ana nedeni şu şekilde açıklanabilir: Çok taşıyıcılı iletişim

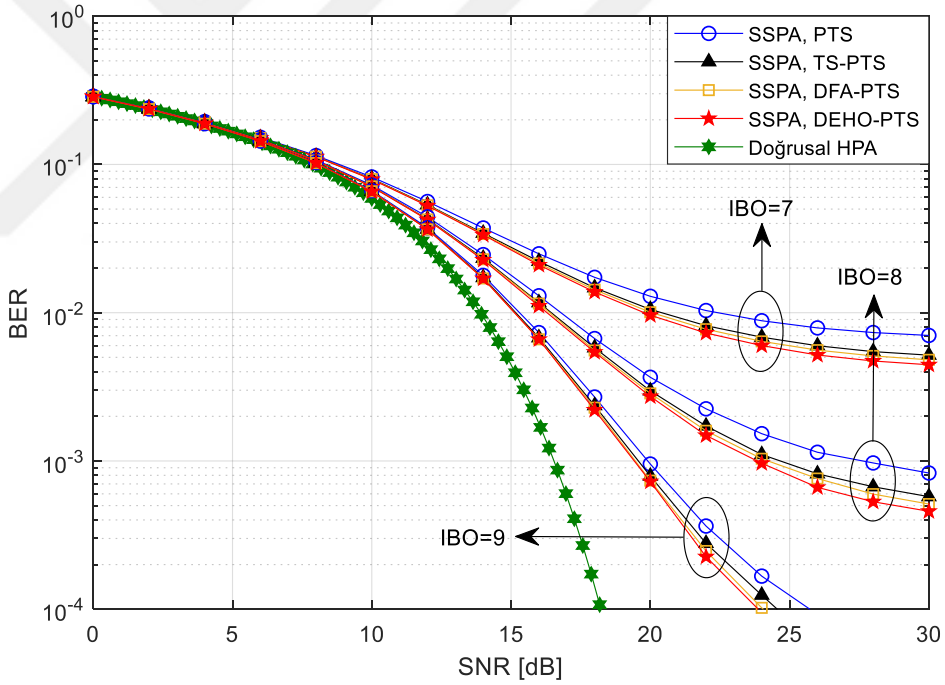
sistemlerinde iletim sinyalleri, alt taşıyıcıların zaman domeninde üst üste bindirilmesi yoluyla üretilmektedir. Bu nedenle, alt taşıyıcı sayısındaki artış, aynı zamanda iletim sinyallerinde meydana gelebilecek anlık güç yükselmelerinin sayısında ve boyutlarında yükselmeye neden olmaktadır. Bunun sonucunda da iletim sinyallerinin PAPR değeri, alt taşıyıcı artışına bağlı olarak yükselmektedir. Diğer taraftan DEHO-PTS tekniği, diğer yöntemleri her bir alt taşıyıcı sayısı için geride bırakarak etkinliğini ortaya koymuştur. Örneğin, DEHO-PTS ile en yakın rakibi DFA-PTS dikkate alındığında, bu iki tekniğin CCDF = 10^{-3}'te elde etmiş oldukları PAPR değerleri sırasıyla N = 64 için 5.81 dB ve 5.99 dB, N = 128 için 6.52 dB ve 6.72 dB, N = 256 için ise 7.18 dB ve 7.35 dB olmaktadır.



Şekil 3.22. SSPA'nın farklı IBO değerleri için PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS tekniklerinin UFMC sinyaline uygulanması durumunda elde edilen yan lob seviyeleri (p = 3).

Şekil 3.22'de PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS teknikleri tarafından elde edilen yan lob seviyeleri, SSPA'nın çeşitli IBO değerleri için birbirleriyle karşılaştırılmıştır. Düzgünlük katsayısı olarak adlandırılan bir diğer SSPA parametresi ise bu simülasyon için p = 3 olarak ayarlanmıştır. Şekil 3.22'den de açıkça görüldüğü gibi, SSPA tabanlı spektral büyümeler, her bir IBO değeri için en çok DEHO-PTS tekniği ile bastırılmıştır. Başka bir deyişle, minimum spektral sızıntı anlamına gelen en düşük yan lob seviyeleri,

DEHO-PTS tekniği ile elde edilmiştir. Örneğin, IBO = 11 dB'de PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS tekniklerine ait yan lob seviyeleri sırasıyla −45.75 dB, −50.20 dB, −51.12 dB ve –52.79 dB değerlerine eşittir. Bunun haricinde, IBO değeri ne kadar büyük olursa, sinyaller SSPA'nın doyum bölgesinden o kadar uzakta kuvvetlendirilip daha az bozulmaya maruz kalacağından dolayı, IBO değerinin arttırılması, her bir yöntemin yan lob seviyesinin, doğrusal HPA vasıtasıyla elde edilen minimum seviyeye doğru bastırılmasına neden olmuştur. Söz konusu IBO etkisini, herhangi bir tekniğin Şekil 3.22'de yer alan PSD eğrilerinde görmek mümkündür. Örneğin, DEHO-PTS tekniğinin PSD eğrileri dikkate alınacak olursa, ilgili teknik kullanılarak sırasıyla 10 dB, 11 dB ve 12 dB IBO değerleri için elde edilen yan lob seviyeleri −39.44 dB, −52.79 dB ve −70.65 dB'ye eşit olmaktadır.



Şekil 3.23. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS tekniklerinin BER performanslarının farklı IBO değerleri için karşılaştırılması ($p = 1$).

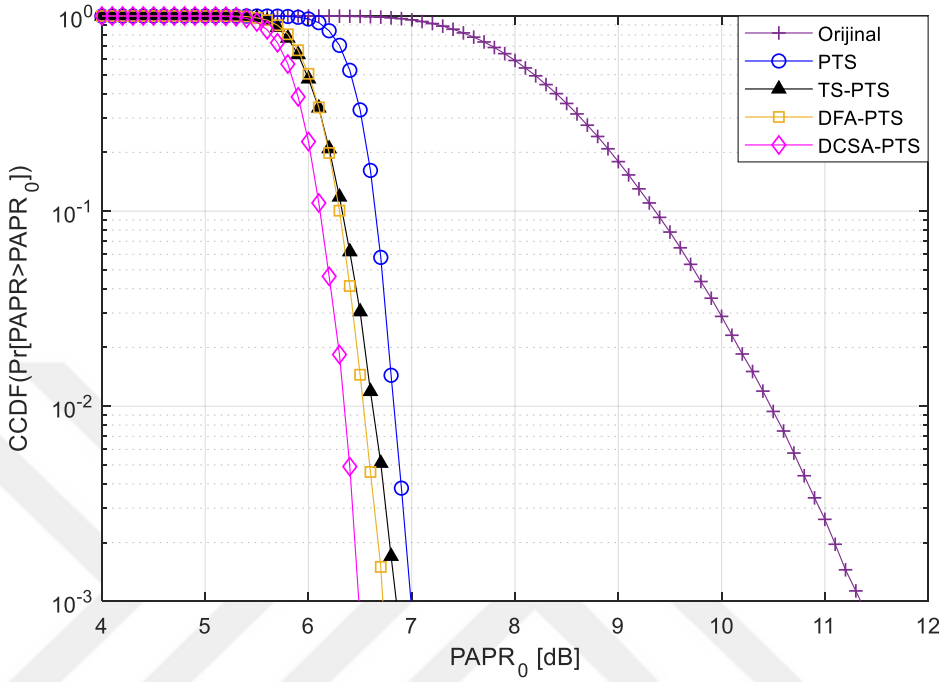
Şekil 3.23'te, PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS teknikleri kullanılarak elde edilen PAPR değeri düşürülmüş UFMC sinyallerinin bit hata oranı performansları, vericide sinyal kuvvetlendirme amacıyla kullanılan SSPA'nın farklı IBO değerleri için incelenmiştir. Bu simülasyon için sırasıyla 7 dB, 8 dB ve 9 dB IBO değerleri belirlenirken, düzgünlük katsayısı $p = 1$ olarak tayin edilmiştir. Şekil 3.23'e göre, her bir

IBO değeri için en iyi BER performansı DEHO-PTS tekniği ile elde edilmiştir. Çünkü, kuvvetlendirilecek sinyalin PAPR değeri ne kadar düşük olursa, ilgili sinyal kuvvetlendirme işlemi sırasında SSPA tarafından o kadar az bozulmaya maruz kalır. Bununla bağlantılı olarak, iletim sinyali SSPA tarafından ne kadar az bozulmaya uğrarsa, o kadar iyi BER performansı elde edilir. Bu nedenle Şekil 3.23'te en iyi BER performansı, aynı zamanda en yüksek PAPR düşürme performansına sahip olan DEHO-PTS tekniği ile elde edilmiştir. Örneğin, söz konusu PAPR düşürme tekniklerinin IBO = 7 dB için 30 dB SNR değerindeki BER sonuçları göz önüne alınacak olursa, geleneksel PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DEHO-PTS teknikleri ile ulaşılan bit hata oranları sırasıyla 7.02×10^{-3}, 5.17×10^{-3}, 4.81×10^{-3} ve 4.45×10^{-3} değerlerine eşit olmaktadır. Diğer taraftan, sinyaller yüksek IBO değerlerinde daha az bozulmayla kuvvetlendirildiği için, IBO değeri 7 dB'den 9 dB'ye doğru yükseldikçe, her bir tekniğin BER performansı iyileşmektedir. Örneğin, 20 dB SNR değerinin yatay eksende referans noktası olarak alınması durumunda, DEHO-PTS tekniğinin IBO = 7 dB, IBO = 8 dB ve IBO = 9 dB için söz konusu referans noktasındaki BER değerleri sırasıyla 9.61×10^{-3}, 2.72×10^{-3} ve 7.26×10^{-4}'e eşit olmaktadır.

3.4.1.2. DCSA-PTS Tekniği ile PAPR Düşürme

Şekil 3.24'te, her bir PAPR düşürme stratejisinin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrisi elde edilerek, neredeyse bütün PAPR düşürme çalışmalarında yararlanılan en yaygın performans değerlendirme prosedürü uygulamaya konmuştur. Söz konusu tekniklerin PAPR düşürme performanslarının $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri ile grafiksel gösterimi sayesinde, her bir tekniğin orijinal UFMC sinyalinin PAPR değerinde sağlamış olduğu iyileşmeyi en ince ayrıntısına kadar gözlemlemek mümkün hale gelmektedir. Şekil 3.24'ten açıkça görüldüğü üzere, hangi optimizasyon tekniği kullanılırsa kullanılsın, faz optimizasyon işlemi ile geleneksel PTS yönteminin ulaşmış olduğu PAPR seviyesi daha da aşağılara düşürülebilmektedir. Buradaki asıl mesele, PTS tarafından ulaşılan söz konusu PAPR seviyesinin ne ölçüde düşürülebildiğidir. DCSA algoritması, bu bakımdan iyi bir iş çıkarmaktadır. Söz konusu algoritmanın faz optimizatörü olarak kullanıldığı DCSA-PTS tekniği, CCDF = 10^{-3}'te DFA-PTS ve TS-PTS yöntemlerine sırasıyla 0.23 dB ve 0.36 dB fark atarak, klasik PTS yönteminde 0.50 dB'lik bir PAPR kazancı elde etmiştir. DCSA-PTS tekniğinin en yakın rakibine bile 0.20 dB'den fazla fark atması,

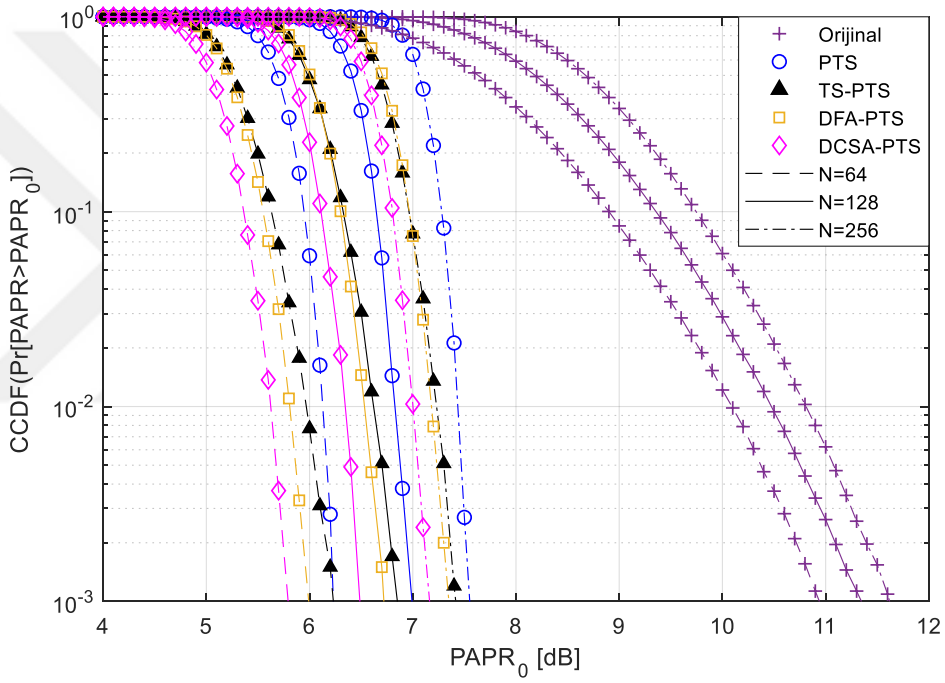
ilgili teknikte kullanılan DCSA algoritmasının faz dizisi optimizasyonunda ne kadar başarılı olduğunu gözler önüne sermektedir.



Şekil 3.24. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DCSA-PTS tekniklerinin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri vasıtasıyla karşılaştırmalı analizi.

Şekil 3.25'te, DCSA-PTS stratejisinin farklı alt taşıyıcı koşullarındaki performans kararlılığını test etmek amacıyla, UFMC dalga formu için başlangıçta 128 olarak belirlenmiş olan alt taşıyıcı sayısı için yapılan performans incelemesinin yanı sıra, ilgili alt taşıyıcı sayısının yarısı ve iki katı için de performans analizi gerçekleştirilmiştir. Üç farklı alt taşıyıcı sayısı için elde edilmiş olan $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğri bloklarından da kolayca anlaşılacağı üzere, alt taşıyıcı sayısındaki söz konusu değişimler, DCSA-PTS tekniğini diğer yöntemlere göre her seferinde daha baskın bir performans sergilemekten alıkoyamamıştır. Söz konusu teknik, 128 alt taşıyıcı için elde etmiş olduğu performans üstünlüğünü, hem 64 hem de 256 alt taşıyıcı sayıları için de korumayı başarmıştır. Örneğin, DCSA-PTS tekniği ve bu tekniğe PAPR düşürme performansı bakımından en yakın yöntem olan DFA-PTS tarafından CCDF = 10^{-3}'te elde edilen PAPR değerlerine konsantre olunacak olursa, söz konusu iki teknik arasında 64, 128 ve 256 alt taşıyıcı sayıları için sırasıyla 0.20 dB, 0.23 dB ve 0.19 dB PAPR farkları oluşmaktadır. Bu sonuçlardan da anlaşılacağı üzere, DCSA-PTS tekniği, en yakın rakibiyle arasındaki

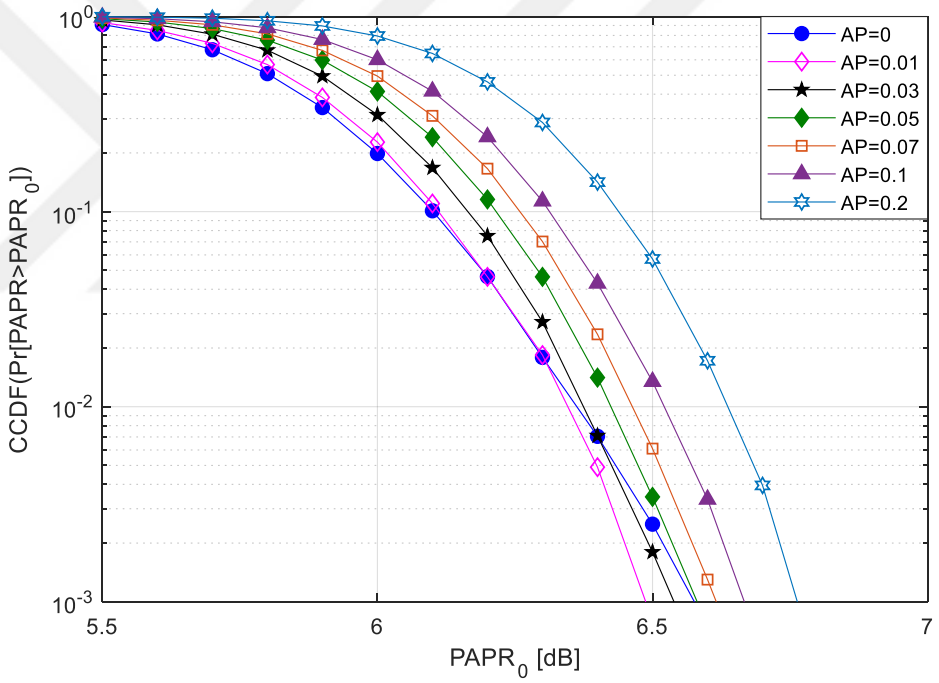
PAPR farkını minimum 0.19 dB'de tutmayı başarmıştır. Diğer taraftan, orijinal sinyal PAPR düşürme işlemine uğrasın ya da uğramasın, ilgili sinyaldeki her bir alt taşıyıcı artışı, belirli bir derecede PAPR yükselmesine neden olmaktadır. Örneğin, orijinal sinyal ve bu sinyalin PAPR değeri düşürülmüş versiyonlarının CCDF = 10^{-3}'teki PAPR değerleri 64 alt taşıyıcı için büyükten küçüğe doğru 10.94 dB, 6.23 dB, 6.23 dB, 5.99 dB ve 5.79 dB değerlerine eşit olurken, söz konusu PAPR değerleri, alt taşıyıcı sayısının 64'ten 256'ya artırılmasıyla birlikte sırasıyla 11.62 dB, 7.55 dB, 7.42 dB, 7.35 dB ve 7.16 dB değerlerine ulaşmaktadır.



Şekil 3.25. Alt taşıyıcı sayısının DCSA-PTS ve kıyaslama amaçlı kullanılan diğer yöntemlerin PAPR düşürme performansları üzerindeki etkisi.

Şekil 3.26'da, *AP* ile gösterilen farkındalık olasılığı parametresinin DCSA-PTS performansı üzerindeki etkisini test etmek amacıyla, ilgili parametreye 0'dan 0.2'ye kadar değişen yedi farklı değer verilmiştir. *AP* değeri [0, 0.2] aralığında değiştirilirken, *NB* ile sembolize edilen bir diğer DCSA parametresi, kendisi için daha önceden tayin edilmiş olan 3 değerinde sabit tutulmuştur. Şekil 3.26'da yer alan PAPR eğrilerinden ayrıt edilebileceği gibi, *AP* parametresini [0, 0.03] aralığında bir değere ayarlamak, nispeten daha iyi bir PAPR düşürme performansı ile sonuçlanmaktadır. Bu aralığın dışında kalan diğer *AP* değerleri ise, DCSA-PTS stratejisinde kayda değer performans bozulmalarına

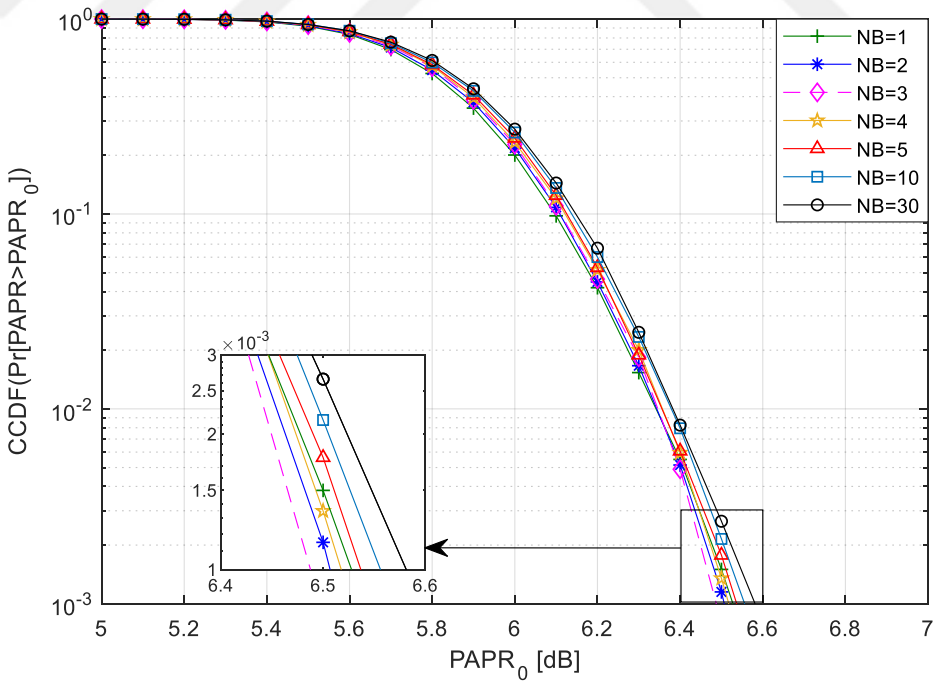
neden olmaktadır. Söz konusu değer aralığında, *AP* değerinin 0'dan 0.01'e artırılması, DCSA-PTS stratejisinin en yüksek PAPR düşürme performansına ulaşmasını sağlarken, ilgili parametrenin 0.01'den 0.03 değerine doğru yükseltilmeye devam edilmesi, belirgin bir performans gerilemesine yol açmaktadır. [0, 0.03] aralığının dışına çıkıldıktan sonra *AP* değerindeki her bir artış, DCSA-PTS performansını daha da kötüleştirmekten başka hiçbir işe yaramamıştır. Örneğin, *AP* parametresinin 0, 0.01 ve 0.03 değerlerine ayarlanması, DCSA-PTS tekniğinin CCDF = 10^{-3}'te sırasıyla 6.58 dB, 6.49 dB ve 6.54 dB PAPR değerleri elde etmesini sağlarken, söz konusu parametrenin 0.03'ten 0.2'ye doğru artırılmaya devam edilmesi, DCSA-PTS tekniğinin ilgili CCDF noktasındaki PAPR değerinin 6.76 dB'ye kadar yükselmesine neden olmuştur.



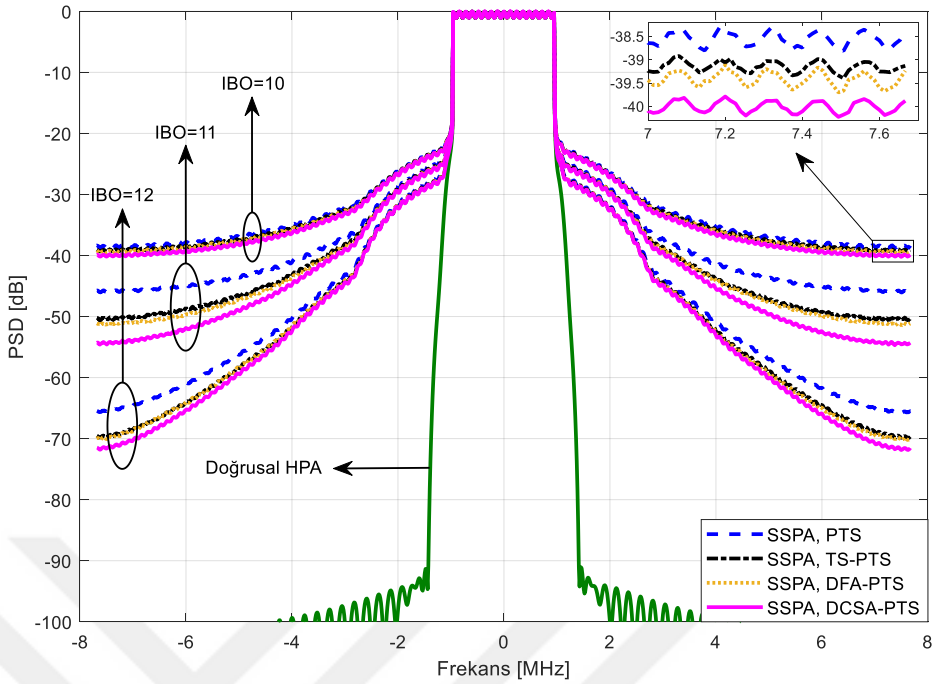
Şekil 3.26. Farkındalık olasılığının DCSA-PTS stratejisinin PAPR başarımı üzerindeki etkisi.

Şekil 3.27'de, DCSA-PTS tekniğinin performansı, DCSA algoritmasında mutasyona uğratılacak bit sayısını belirleyen *NB* parametresinin farklı değerleri için incelenmiştir. Bu amaçla, *NB* parametresine çeşitli değerler atayarak, DCSA-PTS tekniği için bir dizi $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrisi çizdirilmiştir. Daha geniş kapsamlı bir parametre analizi gerçekleştirmek ve akıllarda herhangi bir soru işareti bırakmamak için, *NB* değeri 1'den 30'a kadar yeterince geniş bir aralıkta değiştirilmiştir. *NB* değeri [1, 30] aralığında

değiştirilirken, *AP* parametresi 0.01 değerinde sabit tutulmuştur. Şekil 3.27'ye bakıldığında, $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrilerinin birbirine olan yakınlığı göze çarpmaktadır. İlgili eğrilerin CCDF = 10^{-3}'teki PAPR değerlerine odaklanılacak olursa, *NB* parametresinin sırasıyla 30 ve 3 değerlerine ayarlanması sonucu elde edilen en yüksek ve en düşük PAPR değerleri arasındaki farkın sadece 0.09 dB'ye eşit olduğu görülecektir. Mevcut PAPR eğrilerine daha yakından bakılacak olursa, *NB* değerindeki her bir değişimin DCSA-PTS performansı üzerindeki etkisini görme şansı elde edilecektir. Örneğin, *NB* değerinin 1'den 3'e doğru artırılması, DCSA-PTS tekniğinin CCDF = 10^{-3}'teki PAPR değerinin 6.53 dB'den 6.49 dB'ye doğru istikrarlı bir şekilde düşmesine yol açmıştır. Bununla birlikte, 4 değerinden itibaren *NB* parametresinin 30 değerine doğru artırılmaya devam edilmesi, PAPR değerinde yeniden yükselmeye neden olmuştur. Örneğin, 6.49 dB'lik en düşük PAPR seviyesi, *NB* parametresi 3 değerine ayarlanarak elde edilirken, *NB* değerindeki 1 artış, ilgili PAPR değerinde 0.03 dB'lik bir artışa neden olmuştur. *NB* parametresi 30 değerine kadar artırılmaya devam edildiğinde ise, DCSA-PTS tekniğinin CCDF = 10^{-3}'teki PAPR değeri 6.58 dB'ye ulaşmıştır.



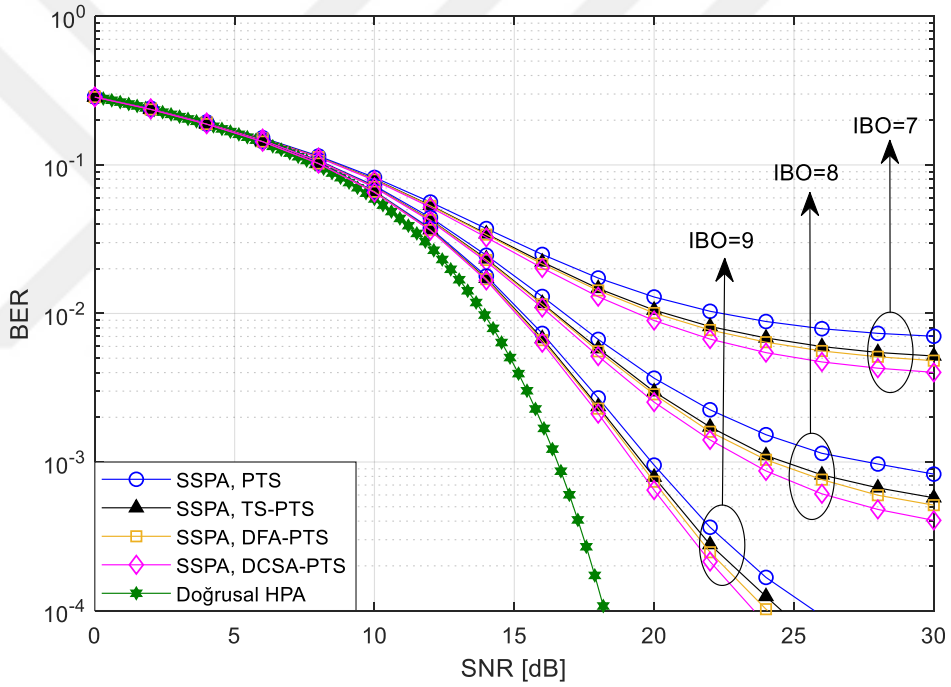
3.27. DCSA-PTS performansının çeşitli *NB* değerleri için incelenmesi.



Şekil 3.28. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DCSA-PTS teknikleri kullanılarak elde edilen PSD eğrilerinin farklı IBO değerleri için karşılaştırılması ($p = 3$).

Şekil 3.28'de, her bir tekniğin elde etmiş olduğu PAPR başarımını PSD performansına ne derecede yansıttığını görmek amacıyla, söz konusu teknikler kullanılarak PAPR değeri düşürülmüş UFMC sinyallerinin PSD eğrileri üç farklı IBO değeri için çizdirilmiştir. PAPR düşürme işlemi, SSPA tabanlı sinyal bozulmalarını azaltmada büyük bir fayda sağlamaktadır. Bu nedenle, söz konusu sinyal bozulmalarını ve buna bağlı olarak meydana gelen yan lob yükselmeleri ve BER artışları gibi performans kötüleşmelerini minimize etmek için, güçlü bir PAPR düşürme stratejisi ile iletim sinyallerinin PAPR değerlerinin düşürülmesi büyük bir önem arz etmektedir. Yan lob bastırma miktarı, PAPR düşürme işlemi için kullanılan stratejinin ne kadar etkili olduğuna bağlıdır. Bu açıdan bakılacak olursa, en yüksek PAPR düşürme performansına sahip olan DCSA-PTS tekniğinin aynı zamanda maksimum yan lob bastırma oranı ile en düşük yan lob seviyesine ulaşması beklenir. Şekil 3.28, bu beklentiyi doğrulamaktadır. Örneğin, geleneksel PTS prosedürünün IBO = 11 dB'deki yan lob seviyesi, TS-PTS ve DFA-PTS tarafından −45.75 dB'den sırasıyla −50.20 dB ve −51.12 dB değerlerine düşürülürken, DCSA-PTS stratejisiyle DFA-PTS yöntemine oranla 3.19 dB daha düşük seviyeli yan loblar elde edilmiştir. Böylece DCSA-PTS tekniği ile söz konusu IBO değerinde −54.31 dB yan lob seviyesine ulaşılarak, klasik PTS tekniğinin yan lob seviyesinde

toplamda 8.56 dB'lik bir kazanç sağlanmıştır. Diğer taraftan, bir sinyalin bozulma derecesi sadece PAPR değerine değil, aynı zamanda doyum bölgesinden ne kadar uzakta kuvvetlendirildiğine de bağlıdır. Bir sinyalin PAPR değeri çok düşük seviyelere kadar düşürülse bile, IBO parametresine küçük değerler atayarak SSPA'nın kuvvetlendirme noktasının doyum bölgesine yakın olacak şekilde ayarlanması durumunda, kuvvetlendirme işlemi esnasında doyuma ulaşma sıklığı ve buna bağlı olarak da kuvvetlendirilen sinyalde meydana gelen bozulma miktarı artacaktır. Bu nedenle, Şekil 3.28'de de görüldüğü gibi, yüksek IBO değerleri daha az sinyal bozulmasına ve bunun sonucunda da daha düşük yan lob seviyeleri elde edilmesine neden olmaktadır.



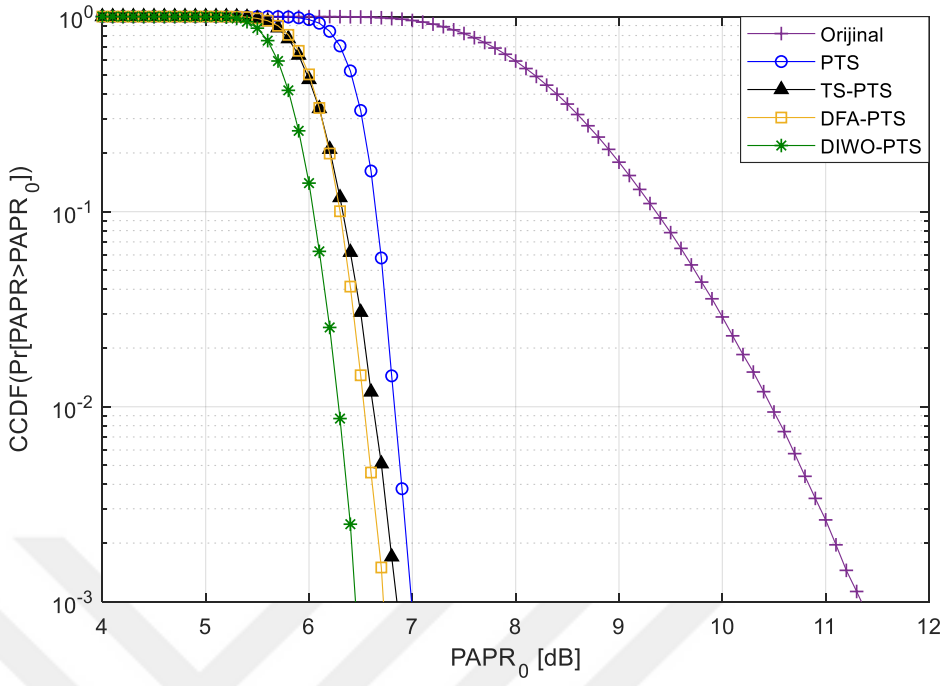
Şekil 3.29. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DCSA-PTS tekniklerinin farklı IBO değerlerindeki SNR [dB] – BER eğrileri (p = 1).

Şekil 3.29'da, PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DCSA-PTS tekniklerinin BER performanslarını test etmek amacıyla, her bir tekniğin sırasıyla 7 dB, 8 dB ve 9 dB IBO değerleri için olmak üzere toplam üç farklı BER eğrisi elde edilmiştir. PAPR düşürme işlemi ve IBO artışı, PSD performansı üzerinde nasıl bir etkiye sahipse, BER performansında da aynı etkiye sahiptir. Daha açık bir şekilde ifade etmek gerekirse, PAPR düşürme başarısındaki artış da, IBO değerindeki yükseliş de BER performansına olumlu bir şekilde yansımaktadır. Örneğin DCSA-PTS, söz konusu yöntemler arasındaki

en başarılı PAPR düşürme prosedürü olduğundan dolayı, her bir IBO değerinde en düşük bit hata oranına ulaşmayı başarmıştır. IBO = 8 dB için 30 dB SNR değerinde elde edilen BER değerleri dikkate alınacak olursa, DCSA-PTS ve kıyaslama amaçlı kullanılan diğer PAPR düşürme stratejilerinin bit hata oranları en küçükten en büyüğe doğru sırasıyla 4.05×10^{-4}, 5.12×10^{-4}, 5.74×10^{-4} ve 8.29×10^{-4} değerlerine eşit olmaktadır. Bunun haricinde her bir IBO artışı, her bir teknikte belirli bir miktarda BER iyileşmesine neden olmuştur. Örneğin, DCSA-PTS tekniğinin SNR = 22 dB'deki bit hata oranı başarımına yoğunlaşılacak olursa, söz konusu tekniğin ilgili SNR noktasında 7 dB'den 9 dB'ye kadar değişen IBO değerleri için elde etmiş olduğu BER sonuçları sırasıyla 6.72×10^{-3}, 1.41×10^{-3} ve 2.14×10^{-4}'e eşittir.

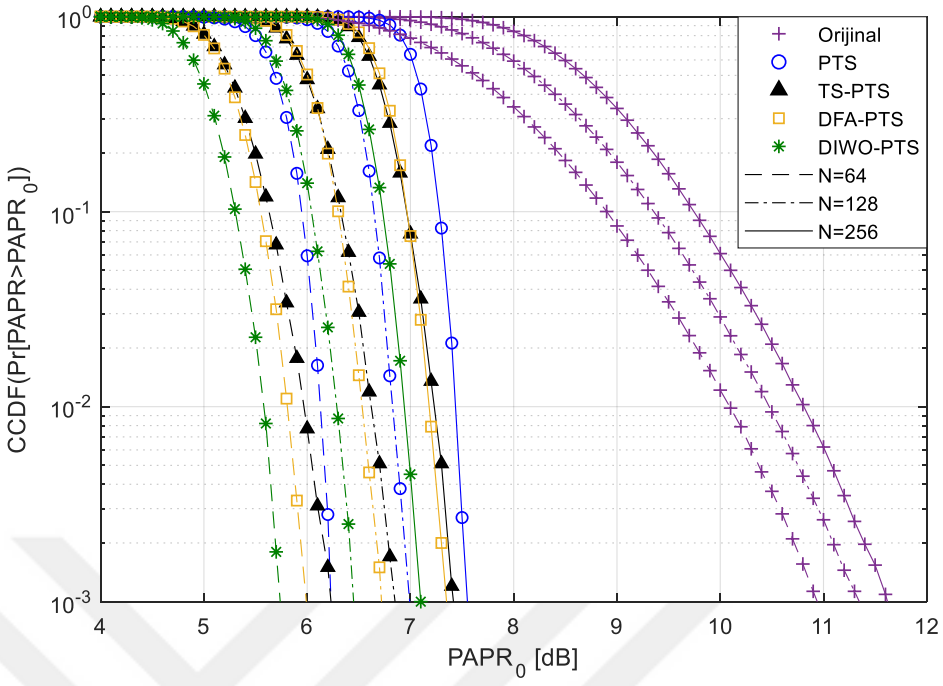
3.4.1.3. DIWO-PTS Tekniği ile PAPR Düşürme

Geleneksel PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DIWO-PTS teknikleri ile orijinal UFMC sinyalinde elde edilen PAPR iyileşmelerini görsel hale getirmek ve ilgili teknikler arasında performans karşılaştırmaları yapabilmek amacıyla, Şekil 3.30'da her bir teknik için $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrisi elde edilmiştir. Şekilden de açıkça görüldüğü gibi, klasik PTS yöntemi kullanılarak PAPR değeri düşürülmüş sinyal ile orijinal UFMC sinyalinin PAPR eğrileri arasında büyük bir mesafe bulunmaktadır. Diğer taraftan, PTS yönteminde faz dizilerinin optimize edilmesi, görsel olarak PAPR iyileşmesine karşılık gelen söz konusu mesafenin daha da açılmasına neden olmaktadır. TS ve DFA tabanlı faz optimizasyonları ile klasik PTS yönteminin PAPR düşürme performansında belirli oranlarda iyileşmeler elde edilmiş olsa da, en büyük iyileşme DIWO algoritması ile elde edilmiştir. Örneğin, CCDF = 10^{-3}'te TS-PTS ve DFA-PTS yöntemleri tarafından geleneksel PTS yönteminde sırasıyla 0.14 dB ve 0.27 dB PAPR kazançları elde edilirken, söz konusu kazanç miktarını, DIWO-PTS tekniği ile 0.54 dB değerine kadar yükseltmek mümkün olmaktadır. Bu sonuçlardan anlaşılacağı üzere, DIWO-PTS stratejisi en yakın rakibinin bile iki katı kazanç elde ederek, klasik PTS yöntemine önemli bir fark atmıştır.



Şekil 3.30. DIWO-PTS tekniğinin klasik PTS, TS-PTS ve DFA-PTS yöntemleri ile PAPR düşürme performansı bakımından karşılaştırılması.

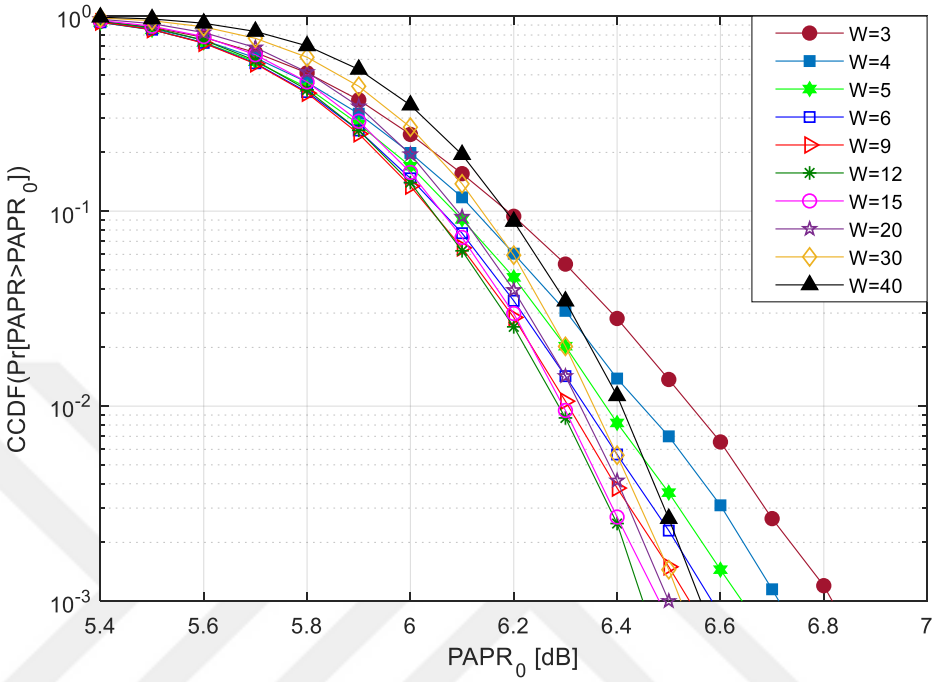
Şekil 3.31'de, alt taşıyıcı sayısının değiştirilmesi durumunda, DIWO-PTS tekniğinin diğer yöntemler üzerindeki üstünlüğünü koruyup koruyamayacağını test etmek amacıyla, her bir yöntemin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrisi sırasıyla 64, 128 ve 256 alt taşıyıcı sayıları için elde edilmiştir. Şekil 3.31'de elde edilen sonuçlar, DIWO-PTS tekniğinin farklı koşullarda ne kadar kararlı bir performans sergilediğini gözler önüne sermektedir. DIWO-PTS tekniği, diğer yöntemler üzerindeki performans üstünlüğünü alt taşıyıcı sayısındaki değişime rağmen korumuştur. Öte yandan, alt taşıyıcı sayısındaki artışla orantılı olarak, orijinal UFMC sinyali ve bu sinyalin PAPR değeri düşürülmüş versiyonlarında belirli miktarlarda PAPR yükselmeleri meydana gelmiştir. Örneğin, alt taşıyıcı sayısının 64'ten 128'e artırılması, DIWO-PTS, DFA-PTS, TS-PTS ve klasik PTS yöntemleri ile orijinal UFMC sinyalinin CCDF = 10^{-3}'teki PAPR değerlerinde sırasıyla 0.71 dB, 0.73 dB, 0.62 dB, 0.76 dB ve 0.41 dB artışlara neden olurken, alt taşıyıcı sayısının 64'ten 256'ya artırılması durumunda ise, söz konusu PAPR artışları sırasıyla 1.36 dB, 1.36 dB, 1.19 dB, 1.32 dB ve 0.68 dB değerlerine ulaşmıştır.



Şekil 3.31. Geleneksel PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DIWO-PTS tekniklerinin 64, 128 ve 256 alt taşıyıcı sayıları için $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri.

Şekil 3.32'de, DIWO-PTS tekniğinin PAPR düşürme performansını farklı koloni boyutları için test etmek amacıyla, yabani ot kolonisi boyutuna karşılık gelen W parametresine, 3'ten 40'a kadar oldukça geniş bir aralıkta çeşitli değerler verilmiştir. W parametresi vasıtasıyla kolonideki yabani ot sayısı değiştirilirken, S_{max} ve S_{min} ile sembolize edilen diğer iki DIWO parametresi sırasıyla 3 ve 0 değerlerinde sabit tutulmuştur. Şekil 3.32'ye bakıldığında, W değeri 3'ten 12'ye doğru artırıldıkça DIWO-PTS tekniğinin performansında istikrarlı bir artış görülmektedir. W = 12 olduğunda ise, söz konusu tekniğin PAPR düşürme performansı en üst seviyeye ulaşmaktadır. Bu noktadan itibaren her bir popülasyon artışı, ilgili teknikte performans kötüleşmesine yol açmaktadır. Örneğin, DIWO-PTS tekniğinin W = 3, 4, 5, 6, 9 ve 12 için CCDF = 10^{-3} referans noktasındaki PAPR değerleri sırasıyla 6.82 dB, 6.71 dB, 6.64 dB, 6.58 dB, 6.54 dB ve 6.45 dB'ye eşitken, W = 15, 20, 30 ve 40 gibi 12'den daha yüksek popülasyon boyutları için aynı referans noktasında elde edilen PAPR değerleri sırasıyla 6.48 dB, 6.50 dB, 6.52 dB ve 6.56 dB'ye eşit olmaktadır. Bu sonuçlara göre, W değerinin 3'ten 12'ye kadar artırılması 0.37 dB'lik bir performans iyileşmesi sağlarken, koloni boyutunun 12'den itibaren 40'a kadar artırılmaya devam edilmesi, W = 12 için

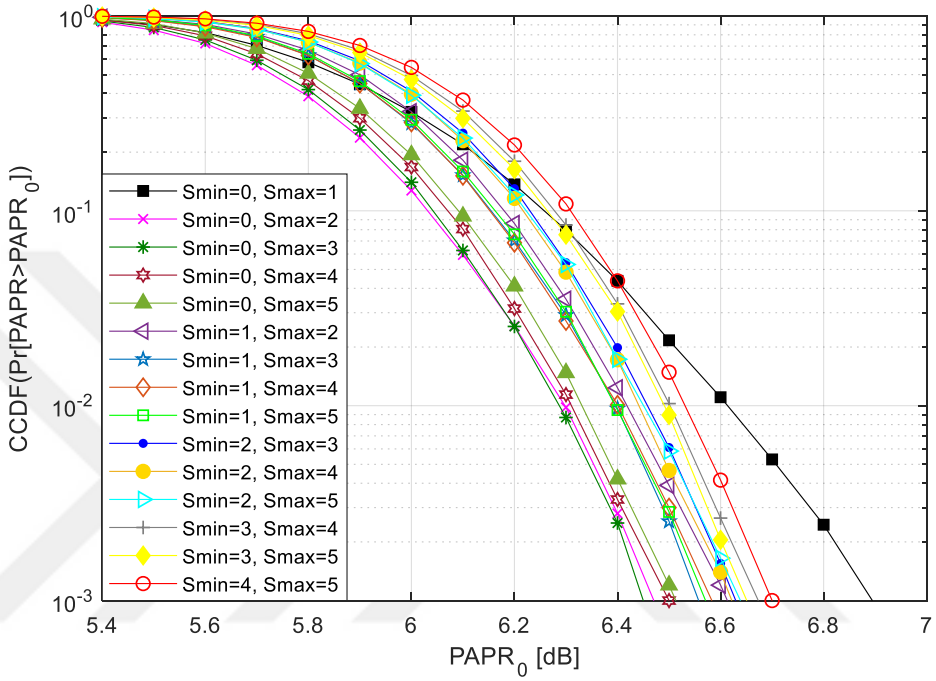
ulaşılan maksimum PAPR düşürme performansında 0.11 dB kadarlık bir kötüleşmeye neden olmaktadır.



Şekil 3.32. Koloni boyutunun DIWO-PTS performansı üzerindeki etkisi.

Şekil 3.33'te, tek bir yabani ot tarafından üretilmesine izin verilen minimum ve maksimum tohum sayılarının PAPR düşürme performansı üzerindeki etkisini görmek amacıyla, DIWO-PTS stratejisi sırasıyla {0, 1}, {0, 2}, {0, 3}, {0, 4}, {0, 5}, {1, 2}, {1, 3}, {1, 4}, {1, 5}, {2, 3}, {2, 4}, {2, 5}, {3, 4}, {3, 5} ve {4, 5} olarak belirlenen çeşitli {S_{min}, S_{max}} kombinasyonları için test edilmiştir. İlgili parametre kombinasyonları için DIWO-PTS tekniğine ait $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri elde edilirken, W ile sembolize edilen yabani ot kolonisi boyutu 12 değerinde sabit tutulmuştur. Şekil 3.33'te görüldüğü gibi, DIWO-PTS performansını maksimize eden optimum {S_{min}, S_{max}} kombinasyonu {0, 3} olurken, söz konusu tekniğin en düşük performansa ulaşmasına neden olan en kötü parametre kombinasyonu {0, 1} olmaktadır. Örneğin, parametre kombinasyonunu {0, 3}'e ayarlayarak CCDF = 10^{-3}'te elde edilen PAPR değeri, olası {S_{min}, S_{max}} kombinasyonları ile ulaşılabilecek en düşük PAPR seviyesi olan 6.45 dB değerine eşit olmaktadır. 6.90 dB'lik en yüksek PAPR seviyesi ise, {0, 1} kombinasyonu ile elde edilmektedir. Şekil 3.33'te elde edilen sonuçlarda göze çarpan bir diğer ayrıntı ise, S_{max} parametresinin belirli bir değere sabitlenmesi durumunda, S_{min} değerindeki her

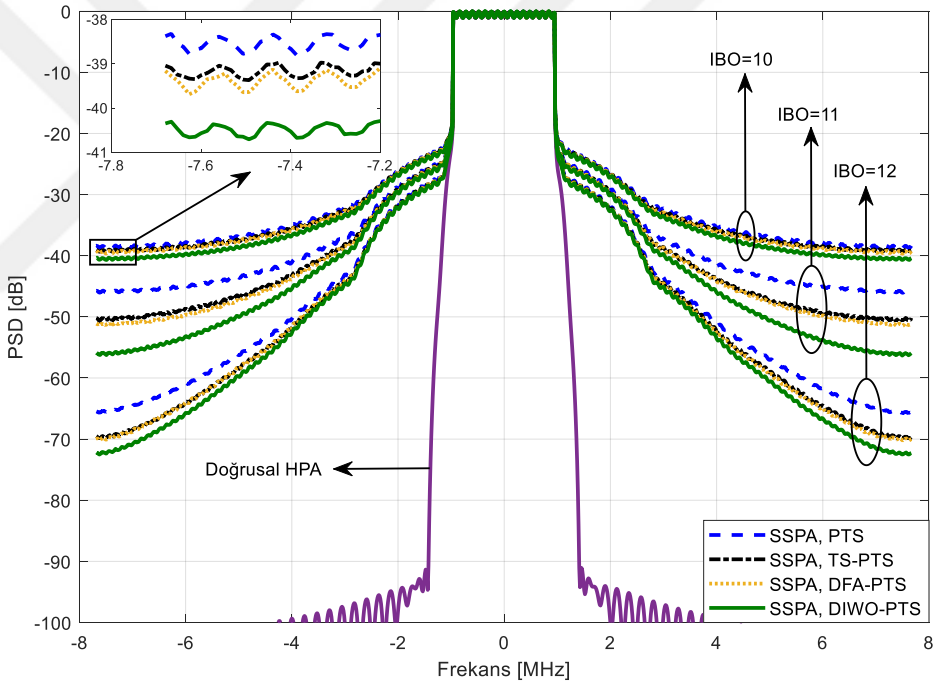
bir artışın CCDF = 10^{-3}'te PAPR artışına neden olduğudur. Örneğin, S_{max} parametresinin 5 değerinde sabit tutularak S_{min} parametresinin 0'dan 4'e kadar artırıldığı {0, 5}, {1, 5}, {2, 5}, {3, 5} ve {4, 5} kombinasyonları için, söz konusu CCDF değerinde sırasıyla 6.51 dB, 6.57 dB, 6.64 dB, 6.65 dB ve 6.70 dB PAPR değerleri elde edilmektedir.



Şekil 3.33. DIWO-PTS tekniğinin farklı {S_{min}, S_{max}} kombinasyonları için PAPR düşürme performansı.

Şekil 3.34'te, PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DIWO-PTS tekniklerini yan lob bastırma kapasiteleri açısından değerlendirmek amacıyla, ilgili tekniklerin her biri için UFMC sinyalinin PSD grafiği çizdirilmiştir. Söz konusu performans değerlendirmesi, SSPA'nın 10 dB, 11 dB ve 12 dB IBO değerleri için gerçekleştirilmiştir. SSPA tarafından kuvvetlendirilen sinyalde meydana gelen bozulma miktarı, ilgili sinyalin PAPR seviyesi ile doğrudan orantılıdır. Diğer bir deyişle, bir sinyal ne kadar yüksek bir PAPR değerine sahip olursa, SSPA tarafından o kadar fazla bozulmaya maruz kalır. Şiddetli sinyal bozulmaları yan lob seviyelerinde ciddi yükselmelere yol açtığından dolayı, en düşük yan lob seviyesinin, SSPA girişine uygulanan sinyalin PAPR değerini minimum yapan maksimum performanslı PAPR düşürme tekniği ile elde edilebileceği sonucuna rahatlıkla ulaşılabilir. Bu nedenle, DIWO-PTS tekniğinin, sahip olduğu üstün PAPR düşürme kapasitesinden dolayı diğer yöntemleri yan lob bastırma performansı bakımından geride

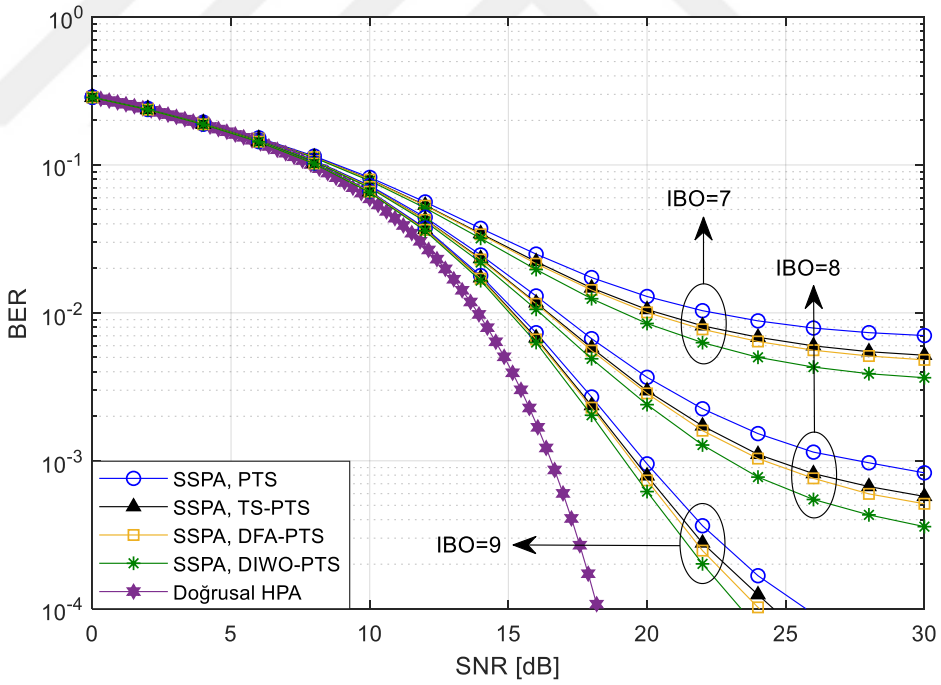
bırakması sürpriz olmamıştır. Şekil 3.34'ten de açıkça görüldüğü üzere, her bir IBO değeri için en düşük yan lob seviyesi DIWO-PTS tekniği ile elde edilmiştir. Örneğin, IBO = 11 dB için elde edilen PSD eğrileri dikkate alınacak olursa, DIWO-PTS, DFA-PTS, TS-PTS ve geleneksel PTS tekniklerinin yan lob seviyeleri sırasıyla −55.89 dB, −51.12 dB, −50.20 dB ve −45.75 dB değerlerine eşit olmaktadır. Diğer taraftan, IBO parametresi vasıtasıyla kuvvetlendirme noktasını doyum bölgesinden doğrusal bölgeye doğru hareket ettirerek SSPA'nın kuvvetlendirme işlemi esnasında doyuma ulaşma sıklığını azaltmak mümkün olabilmektedir. Bu nedenle, 10 dB'den 12 dB'ye doğru her bir IBO artışında, SSPA tabanlı sinyal bozulmaları azalmış olup, daha düşük yan lob seviyeleri elde edilmiştir.



Şekil 3.34. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DIWO-PTS tekniklerinin PSD performanslarının farklı IBO değerleri için karşılaştırılması ($p = 3$).

Şekil 3.35'te PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DIWO-PTS teknikleri, 7 dB, 8 dB ve 9 dB IBO değerleri için bit hata oranı başarımları bakımından birbirleriyle karşılaştırılmıştır. Şekil 3.34'te gerçekleştirilen simülasyon çalışmasında da açıklandığı üzere, iletim sinyallerinde meydana gelen SSPA tabanlı bozulmaları iki yolla azaltmak mümkün olmaktadır. Bu yollardan birisi kuvvetlendirme işleminden önce sinyalin PAPR seviyesini düşürmek, diğeri ise IBO parametresinin değerini artırmaktır. Sinyal yapısında

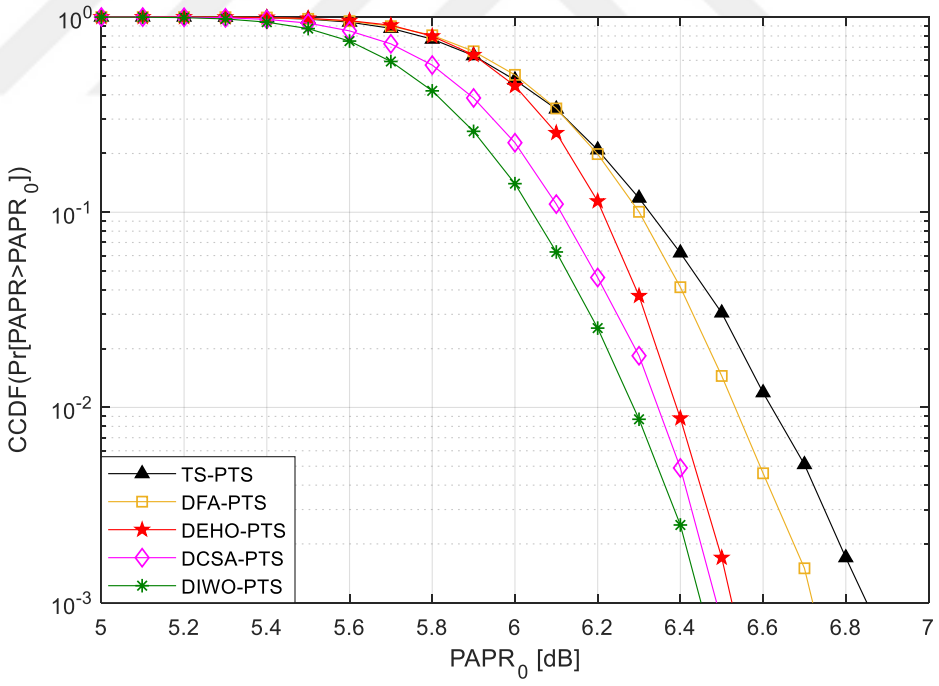
meydana gelen bu gibi bozulmaları söz konusu iki yol vasıtasıyla azaltmak, alıcıda bilgi verisinin daha düşük bit hata oranları ile elde edilmesini mümkün kılmaktadır. Bu nedenle, PAPR düşürme işlemi veya IBO artırımı ile sinyalin bozulma derecesi ne kadar çok azaltılırsa, o kadar düşük bit hata oranı elde edilir. Şekil 3.35'te elde edilen BER sonuçları da bunu desteklemektedir. Artırılması durumunda her bir teknikte benzer oranda BER iyileşmesine yol açan IBO değerinden bağımsız olarak, mevcut prosedürler arasında en düşük PAPR seviyesine ulaşarak SSPA tabanlı sinyal bozulmalarını minimum düzeye indiren DIWO-PTS tekniği, aynı zamanda en düşük BER seviyesine ulaşan yöntem olmuştur. Örneğin, 22 dB SNR değeri yatay eksende referans noktası olarak belirlenecek olursa, DIWO-PTS, DFA-PTS, TS-PTS ve klasik PTS stratejilerinin ilgili SNR noktasındaki BER değerleri sırasıyla IBO = 7 dB için 6.29×10^{-3}, 7.74×10^{-3}, 8.17×10^{-3}, 1.03×10^{-2}; IBO = 8 dB için 1.28×10^{-3}, 1.60×10^{-3}, 1.72×10^{-3}, 2.25×10^{-3}; IBO = 9 dB için ise 2.01×10^{-4}, 2.47×10^{-4}, 2.78×10^{-4}, 3.64×10^{-4} olmaktadır.



Şekil 3.35. PTS, TS-PTS, DFA-PTS ve DIWO-PTS tekniklerinin farklı IBO değerleri için bit hata oranı başarımları ($p = 1$).

3.4.1.4. Zeki Optimizasyon Tabanlı PTS Tekniklerinin Karşılaştırılması

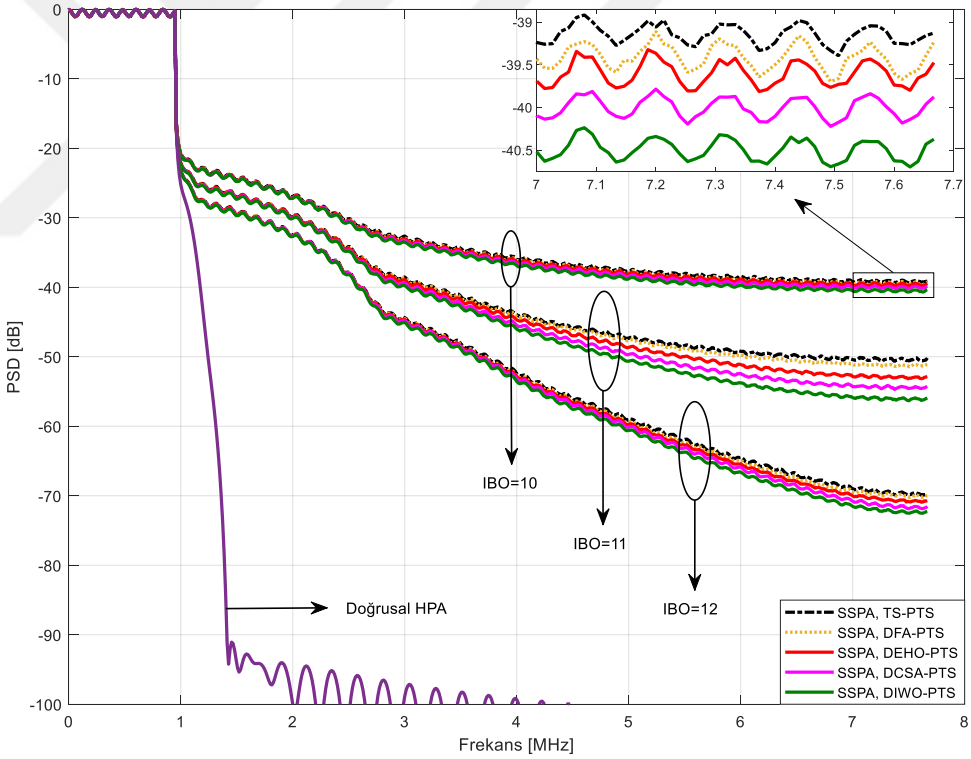
Şekil 3.36'da, kıyaslama amaçlı kullanılan TS-PTS ve DFA-PTS yöntemleri de dahil olmak üzere, bu tez çalışmasında geliştirilmiş olan DEHO-PTS, DCSA-PTS ve DIWO-PTS isimli zeki optimizasyon tabanlı PTS teknikleri PAPR düşürme performansı bakımından birbirleriyle karşılaştırılmıştır. Şekilden de açıkça görüldüğü üzere, bu tez çalışmasında önerilen PAPR düşürme tekniklerinden her biri, hem TS-PTS hem de DFA-PTS tekniklerini net bir şekilde geride bırakmıştır. Önerilen yöntemler arasındaki en yüksek PAPR düşürme performansı ise DIWO-PTS ile elde edilmiştir. DEHO-PTS tekniği, diğer iki yönteme oranla nispeten daha düşük bir performans sergilemiştir. Her bir tekniğin CCDF = 10^{-3}'te ulaşmış olduğu PAPR değeri dikkate alınacak olursa, DCSA-PTS ile DEHO-PTS arasında 0.03 dB'lik bir PAPR farkı oluşurken, DIWO-PTS tekniği, DEHO-PTS tekniğine oranla 0.07 dB daha düşük PAPR seviyesine ulaşarak söz konusu farkı en az ikiye katlamıştır.



Şekil 3.36. Zeki optimizasyon tabanlı PTS tekniklerinin PAPR düşürme performansı bakımından karşılaştırılması.

Şekil 3.37'de, zeki optimizasyon tabanlı PTS tekniklerinin PSD eğrileri sırasıyla IBO = 10 dB, IBO = 11 dB ve IBO = 12 dB için tek bir grafikte elde edilerek söz konusu

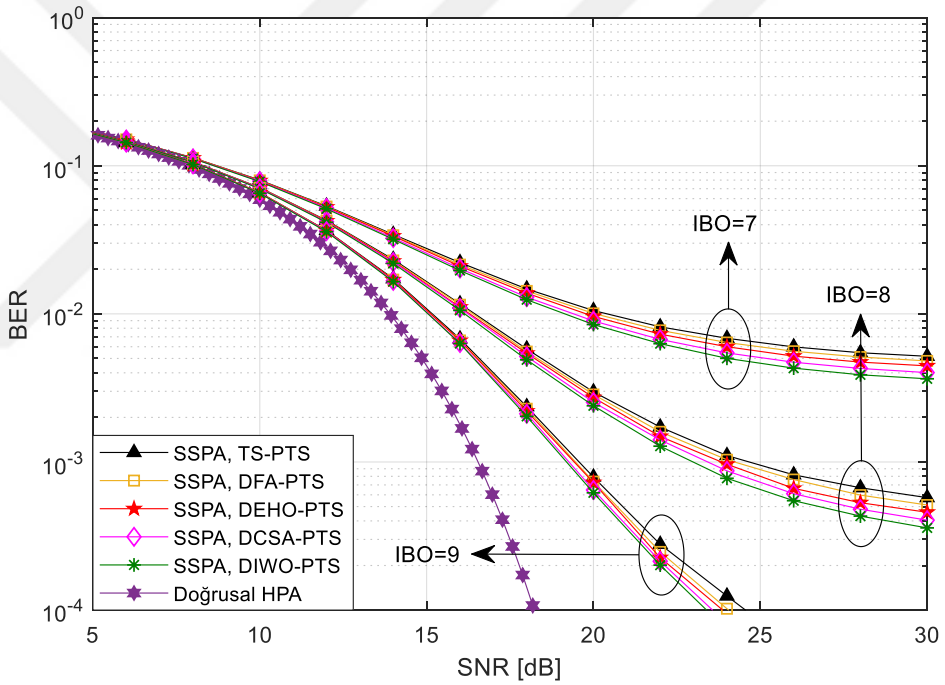
teknikler yan lob bastırma oranları bakımından birbirleriyle kıyaslanmıştır. PAPR düşürme performansı bakımından lider konumda bulunan DIWO-PTS tekniği, en fazla yan lob bastırma oranıyla her bir IBO değeri için diğer yöntemlerden daha düşük yan lob seviyesine ulaşmıştır. DIWO-PTS tekniğini sırasıyla DCSA-PTS, DEHO-PTS ve DFA-PTS yöntemleri takip ederken, söz konusu IBO değerlerindeki en yüksek yan lob seviyeleri TS-PTS ile elde edilmiştir. Örneğin en düşük yan lob seviyesine sahip DIWO-PTS tekniği, IBO = 11 dB için elde edilen PSD eğrileri üzerinden en yakın iki takipçisi ile kıyaslanacak olursa, söz konusu tekniğin her iki takipçisine de PSD performansı bakımından belirgin farklar attığı göze çarpacaktır. İlgili IBO değerinde, DIWO-PTS tekniği ile DCSA-PTS ve DEHO-PTS yöntemlerinden sırasıyla 1.58 dB ve 3.10 dB daha düşük yan lob seviyesine ulaşılmıştır.



Şekil 3.37. Zeki optimizasyon tabanlı PTS tekniklerinin PSD performansı bakımından karşılaştırılması ($p = 3$).

Şekil 3.38'de, zeki optimizasyon tabanlı PTS tekniklerinin bit hata oranı performansları karşılaştırılmıştır. Bu amaçla her bir tekniğin SNR [dB] – BER eğrisi, SSPA'nın sırasıyla 7 dB, 8 dB ve 9 dB IBO değerleri için tek bir grafik üzerinde elde edilmiştir. Şekil 3.38'de

elde edilen SNR [dB] – BER eğrilerinden de anlaşılacağı üzere, her bir IBO değeri için en yüksek bit hata oranı performansı gösteren ilk üç yöntem sırasıyla DIWO-PTS, DCSA-PTS ve DEHO-PTS olurken, DFA-PTS ve TS-PTS yöntemleri son iki sırada yer almıştır. Örneğin söz konusu teknikler IBO = 8 dB için 30 dB SNR değerinde en küçükten en büyüğe doğru sırasıyla 3.59×10^{-4}, 4.05×10^{-4}, 4.58×10^{-4}, 5.12×10^{-4} ve 5.74×10^{-4} BER değerlerine ulaşmışlardır. Bu sonuçlardan da anlaşılacağı üzere, en yüksek bit hata oranı performansına sahip DIWO-PTS tekniği ile DCSA-PTS, DEHO-PTS, DFA-PTS ve TS-PTS yöntemleri arasında sırasıyla 0.46×10^{-4}, 0.99×10^{-4}, 1.53×10^{-4} ve 2.15×10^{-4} kadarlık BER farkları oluşmuştur.



Şekil 3.38. Zeki optimizasyon tabanlı PTS tekniklerinin BER performansı bakımından karşılaştırılması ($p = 1$).

3.4.2. Zeki Optimizasyon Tabanlı PTS Tekniklerinin Hesaplama Karmaşıklığı Analizi

Bu bölümde, PAPR düşürme işlemi süresince ihtiyaç duyulan karmaşık çarpım ve karmaşık toplam sayıları hesaba katılarak, zeki optimizasyon tabanlı PTS tekniklerinin her birinin hesaplama karmaşıklığı elde edilmiştir. Tam bir karmaşıklık analizi için, sadece iletim sinyalinin PAPR değerini belirleyen temel işlemlerin uygulamaya konduğu

PTS bloğuna odaklanmak yerine, Şekil 2.8'de verilen PTS entegreli UFMC vericisi bir bütün olarak değerlendirilmiştir. PAPR düşürme stratejilerinin karmaşıklık ifadelerini tanımlarken, karmaşık çarpım, karmaşık toplam veya her ikisine de ihtiyaç duyan Şekil 2.8'deki işlem bloklarından her birinin hesaplama yükü tek tek elde edilir. Ardından söz konusu işlem bloklarına ait hesaplama karmaşıklıkları toplanarak genel karmaşıklık ifadesine ulaşılır. PTS karmaşıklığı bu şekilde bir kere elde edildikten sonra, artık zeki optimizasyon tabanlı PTS tekniklerinin karmaşıklık ifadelerini elde etmek çok daha kolay hale gelir. Çünkü söz konusu tekniklerin her biri, geleneksel PTS yönteminin modifiye edilmiş birer versiyonudur. Bu durum göz önünde bulundurularak karmaşıklık analizine geleneksel PTS yöntemi ile başlanacak olup, ardından sırasıyla TS-PTS, DFA-PTS, DEHO-PTS, DCSA-PTS ve DIWO-PTS teknikleri ile devam edilecektir.

Öncelikle PTS bloğunda yer alan IFFT operatörlerinin neden olduğu karmaşıklık yükünü elde etmekle işe başlayıp, PTS yönteminin genel karmaşıklık ifadesini oluşturacak olan karmaşıklık bileşenlerinin her biri elde edilinceye kadar Şekil 2.8'de soldan sağa doğru ilerleyelim. *LN*-uzunluklu veri dizisinde tek bir IFFT işlemi gerçekleştirmek için ihtiyaç duyulan karmaşık çarpım ve karmaşık toplam sayıları sırasıyla $(LN/2)\log_2(LN)$ ve $LN\log_2(LN)$ olarak tanımlanmaktadır [135]. Öte yandan, [135]'te olduğu gibi 1 adet karmaşık çarpım için ihtiyaç duyulan işlem yükünün 4 adet karmaşık toplamın yol açtığı işlem yüküne eşit olduğu kabul edilirse, tek bir IFFT işleminin karmaşıklığı aşağıdaki gibi sadece karmaşık toplam sayısı cinsinden ifade edilebilir:

$$\begin{aligned} n_{top} &= 4(LN/2)\log_2(LN) + LN\log_2(LN) \\ &= 3LN\log_2(LN) \end{aligned} \tag{3.23}$$

Burada IFFT işleminin genel karmaşıklığını n_{top} ile sembolize edilen karmaşık toplam sayısı cinsinden elde etmek için, IFFT işleminde ihtiyaç duyulan karmaşık çarpım sayısı 4 ile çarpıldıktan sonra yine aynı işlemde ihtiyaç duyulan karmaşık toplam sayısına eklenmiştir. PTS bloğuna geri dönecek olursak, *LN*-uzunluklu alt blok vektörlerini frekans domeninden zaman domenine dönüştürmek için gerçekleştirilen *V* adet IFFT işleminin hesaplama karmaşıklığı, Denklem (3.23)'te verilen tek bir IFFT işlemine ait karmaşıklık ifadesinin *V* ile çarpımı şeklinde aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$n_{top} = 3VLN\log_2(LN) \tag{3.24}$$

V adet alt blok vektörünün toplanması için ihtiyaç duyulan karmaşık toplam sayısı ise aşağıdaki gibi olacaktır:

$$n_{top} = (V-1)LN \tag{3.25}$$

Alt blok vektörlerinin toplanması işlemi PAPR düşürme süreci boyunca SN kez tekrarlandığı için, PTS bloğundaki söz konusu toplama işlemlerinden kaynaklanan hesaplama karmaşıklığı aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$n_{top} = SN(V-1)LN \tag{3.26}$$

PTS çıkışından elde edilen zaman domenindeki sinyali, farklı UFMC alt bantlarına tahsis edilmeye uygun frekans domeni veri dizisine dönüştürmek amacıyla kullanılan FFT bloğu, aşağıdaki hesaplama karmaşıklığına neden olmaktadır:

$$n_{top} = 3LN\log_2(LN) \tag{3.27}$$

Benzer şekilde, UFMC bloğunda LN-uzunluklu B farklı alt bant veri dizilerinin her birine IFFT işlemi uygulanması, aşağıdaki hesaplama yükünü de beraberinde getirecektir:

$$n_{top} = 3BLN\log_2(LN) \tag{3.28}$$

Farklı UFMC alt bantlarında gerçekleştirilen filtreleme işlemlerinin neden olduğu hesaplama yükü, PTS yöntemine ait genel karmaşıklık ifadesinin bir diğer önemli parçasını oluşturmaktadır. p-uzunluklu bir sinyalin q-uzunluğunda sonlu dürtü cevabına sahip bir filtre ile filtrelenmesi, aralarındaki konvolüsyon işleminden dolayı $p \cdot q$ adet karmaşık çarpım ve $(p-1)\cdot(q-1)$ adet karmaşık toplam işlemi gerektirmektedir [138]. Buna göre, $(LN + L_{CP})$ uzunluklu döngüsel olarak uzatılmış bir IFFT çıkış sinyalinin L_f-uzunluklu sonlu dürtü cevabına sahip bir alt bant filtresi ile filtrelenmesi için, sırasıyla $L_f \cdot (LN + L_{CP})$ adet karmaşık çarpım ve $(L_f - 1)\cdot(LN + L_{CP} - 1)$ adet karmaşık toplam işlemlerine ihtiyaç duyulacaktır. 1 adet karmaşık çarpımın hesaplama maliyeti bakımından 4 adet karmaşık toplama eşit olduğu [135] ve gerçekleştirilecek toplam filtreleme işlemi sayısının B değerine eşit olduğu hesaba katıldığında, UFMC bloğundaki söz konusu filtreleme işlemlerinin hesaplama karmaşıklığı aşağıdaki gibi olacaktır:

$$n_{top} = 4BL_f(LN + L_{CP}) + B(L_f - 1)(LN + L_{CP} - 1) \tag{3.29}$$

($LN + L_{CP}$) uzunluklu alt bant sinyallerinin her biri, L_f -uzunluklu bir alt bant filtresi ile filtrelenmesinin ardından ($LN + L_{CP} + L_f$) uzunluğuna ulaştığı için, ilgili sinyallerin filtrelenmiş versiyonlarının Şekil 2.8'in en sağ ucunda toplanması işlemi, genel PTS karmaşıklığına aşağıdaki hesaplama maliyetinin eklenmesine neden olmaktadır:

$$n_{top} = (B-1)(LN + L_{CP} + L_f) \tag{3.30}$$

Son olarak, her bir karmaşıklık bileşeni aşağıdaki gibi bir araya getirilerek PTS yöntemine ait genel karmaşıklık ifadesi elde edilir:

$$\begin{aligned} C_{PTS} &= \underbrace{3VLN\log_2(LN) + SN(V-1)LN}_{PTS\ Bloğu} + \underbrace{3LN\log_2(LN)}_{FFT\ Bloğu} \\ &+ \underbrace{3BLN\log_2(LN) + 4BL_f(LN + L_{CP}) + B(L_f - 1)(LN + L_{CP} - 1) + (B-1)(LN + L_{CP} + L_f)}_{UFMC\ Bloğu} \\ &= SN(V-1)LN + (V + B + 1)3LN\log_2(LN) + (LN + L_{CP})(5BL_f - 1) + B - L_f \end{aligned} \tag{3.31}$$

Burada klasik PTS yönteminin genel karmaşıklığı C_{PTS} tarafından temsil edilmektedir. Bu noktadan itibaren, herhangi bir zeki optimizasyon tabanlı PTS stratejisinin hesaplama karmaşıklığını elde etmek için yapılması gereken tek şey, arzu edilen stratejiye ait araştırma karmaşıklığı ifadesinin, Denklem (3.31)'de verilen genel karmaşıklık ifadesinde yer alan geleneksel PTS yönteminin araştırma karmaşıklığının yerine koyulmasıdır. Klasik PTS yönteminin *SN* ile ifade edilen araştırma karmaşıklığı ile diğer gelişmiş PTS stratejilerinin araştırma karmaşıklığı ifadelerine Tablo 3.14'ten ulaşılabilir. Denklem (3.31)'in araştırma karmaşıklığı bölümünde yukarıda bahsedilen modifikasyon gerçekleştirilerek, TS-PTS, DFA-PTS, DEHO-PTS, DCSA-PTS ve DIWO-PTS stratejilerinin genel karmaşıklık ifadeleri sırasıyla aşağıdaki gibi elde edilir:

$$\begin{aligned} C_{TS-PTS} &= \left((V - L_T)\cdot C_{\max}\right)(V-1)LN + (V + B + 1)3LN\log_2(LN) \\ &+ (LN + L_{CP})(5BL_f - 1) + B - L_f \end{aligned} \tag{3.32}$$

$$\begin{aligned} C_{DFA-PTS} &= (AS\cdot G_{\max})(V-1)LN + (V + B + 1)3LN\log_2(LN) \\ &+ (LN + L_{CP})(5BL_f - 1) + B - L_f \end{aligned} \tag{3.33}$$

$$\begin{aligned} C_{DEHO-PTS} &= (C\cdot E\cdot MIN)(V-1)LN + (V + B + 1)3LN\log_2(LN) \\ &+ (LN + L_{CP})(5BL_f - 1) + B - L_f \end{aligned} \tag{3.34}$$

$$C_{DCSA-PTS} = (S \cdot t_{\max})(V-1)LN + (V+B+1)3LN\log_2(LN) + (LN + L_{CP})(5BL_f - 1) + B - L_f \quad (3.35)$$

$$C_{DIWO-PTS} = (NFE)(V-1)LN + (V+B+1)3LN\log_2(LN) + (LN + L_{CP})(5BL_f - 1) + B - L_f \quad (3.36)$$

Denklem (3.32-3.36)'dan kolayca fark edileceği üzere, herhangi bir PAPR düşürme stratejisinin genel karmaşıklık ifadesini diğerlerinden farklı kılan kısım, araştırma karmaşıklığının yer aldığı karmaşıklık bileşenidir. Adil bir performans karşılaştırması yapmak için, söz konusu stratejilerin hesaplama karmaşıklıkları birbirine eşitlenmiştir. Bu amaçla, ilgili karmaşıklık bileşenlerinde yer alan araştırma karmaşıklığı ifadeleri her bir yöntem için 256 değerine ayarlanmıştır. Bölüm 3.4.1'de gerçekleştirilmiş olan geniş kapsamlı performans analizine göre, DIWO-PTS stratejisi aynı hesaplama karmaşıklığında diğer yöntemlerden daha iyi bir PAPR düşürme performansı sergileyerek üstünlüğünü ortaya koymuştur.

3.4.3. Zeki Optimizasyon Tabanlı SLM Tekniklerinin Performans Analizi

Bu bölümde MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM stratejilerinin her biri, klasik SLM yöntemi ile PAPR, PSD ve BER olmak üzere toplam üç farklı performans kriterine göre karşılaştırılmıştır. Böylelikle MBO, DCS ve DFOA tabanlı faz optimizasyon işlemleri ile SLM yönteminde sağlanan PAPR kazanımlarının yanı sıra, ilgili yöntemin güç spektral yoğunluğu ve bit hata oranı performansında elde edilen iyileşmeleri de gözlemleme fırsatı elde edilmiştir. Ayrıca söz konusu zeki optimizasyon tabanlı SLM stratejilerinin sahip oldukları potansiyel hakkında daha net bir fikir sahibi olabilmek amacıyla, GA-SLM ve BBA-SLM isimli iki adet gelişmiş SLM yöntemi daha simülasyonlarda kıyaslama amaçlı kullanılmıştır. Burada GA-SLM yöntemi, evrimsel algoritmaların en ünlüsü olan genetik algoritmaya (GA) [139] dayanırken, BBA-SLM yöntemi, ikili yarasa algoritması (BBA) [140] olarak adlandırılan etkili bir sürü zekası tabanlı optimizasyon algoritmasına dayanmaktadır.

Tablo 3.15. SLM tabanlı tekniklerin araştırma karmaşıklıkları.

Yöntemler	**Araştırma Sayısı (*SN*)**	**PAPR (CCDF = 10^{-3})**
Orijinal	0	11.35 dB
SLM	$U = 512$	6.75 dB
GA-SLM	$Pop \cdot Jen = 32 \cdot 16 = 512$	6.60 dB
BBA-SLM	$YS \cdot iter = 32 \cdot 16 = 512$	6.46 dB
MBO-SLM	$[W + (W - H) \cdot (F - 1)] \cdot T \cdot C$ $= [4 + (4 - 1) \cdot (5 - 1)] \cdot 4 \cdot 8 = 512$	6.30 dB
DCS-SLM	$JenSay = 512$	6.18 dB
DFOA-SLM	$NFC = 512$	6.07 dB

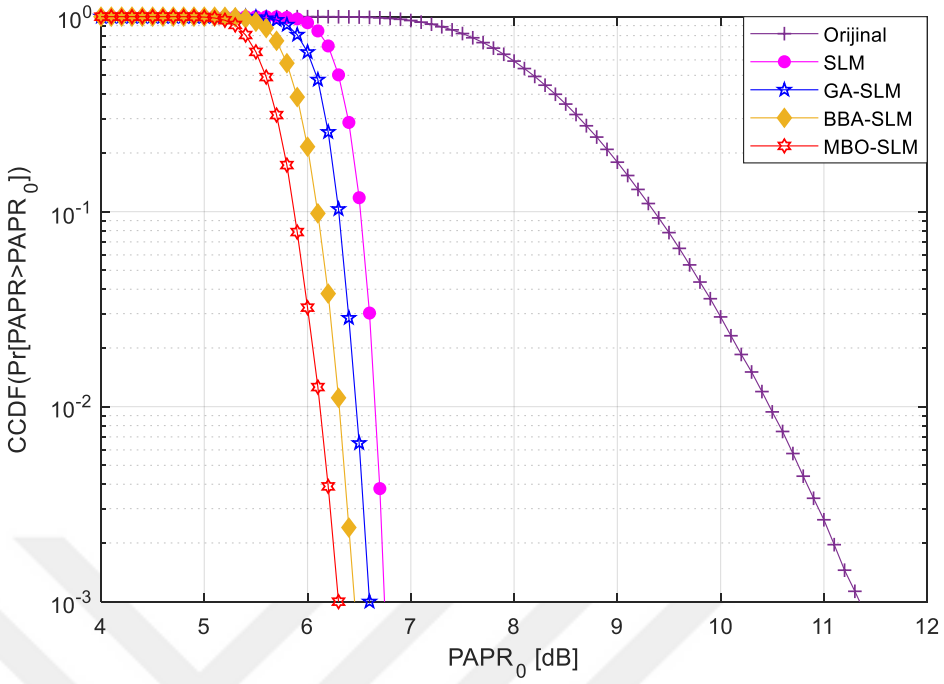
Tablo 3.15'te, SLM tabanlı PAPR düşürme tekniklerinin her biri için elde edilmiş olan araştırma karmaşıklığı ifadeleri ile söz konusu tekniklerin araştırma karmaşıklıklarının 512 değerine eşitlenmesi durumunda CCDF = 10^{-3}'te ulaşmış oldukları PAPR değerleri sırasıyla ikinci ve üçüncü sütunda verilmiştir. Tablodan da açıkça görüldüğü üzere, orijinal sinyalin herhangi bir PAPR düşürme prosedürü uygulanmadan direk olarak kanala verilmesi durumunda, araştırma karmaşıklığı sıfıra eşit olmaktadır. Orijinal sinyalde SLM yöntemi kullanılarak PAPR düşürme işlemi gerçekleştirildiği takdirde, araştırma karmaşıklığı $SN = U$ değerine yükselmektedir. Klasik SLM yönteminde araştırma karmaşıklığı, optimum faz dizisi arayışı boyunca gerçekleştirilen PAPR hesaplamalarının sayısı bulunarak elde edilebilmektedir. SLM yönteminde rastgele üretilen her bir faz dizisi adayı için tek bir PAPR hesabı yapıldığından dolayı, U ile sembolize edilen rastgele üretilmiş toplam faz dizisi sayısı, Tablo 3.15'te ifade edildiği gibi direk olarak SLM yönteminin araştırma karmaşıklığını verecektir. Öte yandan, klasik SLM yöntemine zeki optimizasyon algoritmaları entegre edilerek oluşturulan gelişmiş SLM tekniklerinin araştırma karmaşıklıkları, faz optimizasyonu boyunca gerçekleştirilen toplam uygunluk hesabı sayısı dikkate alınarak tanımlanmaktadır. Buna göre, GA-SLM yönteminde gerçekleştirilen toplam uygunluk hesabı sayısı popülasyon boyutu (Pop) ile jenerasyon sayısının (Jen) çarpımına eşit olduğundan dolayı, söz konusu yöntemin araştırma karmaşıklığı $SN = Pop \cdot Jen$ şeklinde ifade edilmektedir. GA-SLM yönteminde

faz optimizasyonu amacıyla kullanılan genetik algoritmaya ait parametre değerleri sırasıyla $Pop = 32$, $Jen = 16$, $Mr = 0.01$ ve $Cr = 0.6$ olarak belirlenmiştir. Burada *Mr*, mutasyon oranını belirtirken *Cr*, çaprazlama oranına karşılık gelmektedir. GA-SLM performansını maksimize eden söz konusu parametre değerlerine ulaşmak için farklı parametre kombinasyonlarının sistematik ve tekrarlı bir şekilde test edildiği titiz bir simülasyon çalışması gerçekleştirilmiştir. Optimum parametre değerlerinin bulunması amacıyla gerçekleştirilen bu simülasyon çalışması, zeki optimizasyon tabanlı SLM tekniklerinin her biri için tekrarlanmıştır. GA-SLM ile birlikte kıyaslama amaçlı kullanılan BBA-SLM yönteminin araştırma karmaşıklığı ise, $SN = YS \cdot iter$ olarak ifade edilmektedir. Bu ifadede yer alan *iter*, iterasyon sayısını temsil ederken *YS*, popülasyonda bulunan toplam yarasa sayısına karşılık gelmektedir. Sırasıyla 16 ve 32 değerleri atanan *iter* ve *YS* parametreleri haricinde, başlangıç ses şiddeti (A), son sinyal yayılım oranı (r), alfa katsayısı (α), gama katsayısı (γ), minimum frekans (F_{min}) ve maksimum frekans (F_{max}) isimli diğer BBA parametreleri sırasıyla $A = 1$, $r = 1$, $\alpha = 0.9$, $\gamma = 0.1$, $F_{min} = 0$ ve $F_{max} = 2$ olarak belirlenmiştir. MBO-SLM tekniğinin araştırma karmaşıklığı $SN = [W + (W - H) \cdot (F - 1)] \cdot T \cdot C$ şeklinde tanımlanmaktadır. Söz konusu karmaşıklık ifadesinde yer alan MBO parametreleri $W = 4$, $H = 1$, $F = 5$, $T = 4$ ve $C = 8$ olarak belirlenmiştir. Burada *W, H, F, T* ve *C* sırasıyla her bir kuş için üretilen komşu çözüm sayısı, kuşlar arasında paylaşılan komşu çözüm sayısı, popülasyonda bulunan kuş sayısı, maksimum tur sayısı ve maksimum döngü sayısını belirtmektedir. DCS algoritmasının her bir jenerasyonu için sadece bir adet uygunluk hesabı yapıldığı için, DCS-SLM tekniğinin araştırma karmaşıklığı Tablo 3.15'te gösterildiği gibi direk olarak jenerasyon sayısına eşit olacaktır. $SN = JenSay$ şeklinde tanımlanan karmaşıklık ifadesindeki *JenSay* parametresi, DCS algoritmasının jenerasyon sayısını ifade etmektedir. Yabancı yumurtayı ayırt etme olasılığı ve popülasyonda bulunan guguk kuşu sayısını temsil eden diğer DCS parametreleri ise sırasıyla $p_a = 0.25$ ve $C = 4$ olarak belirlenmiştir. GA-SLM, BBA-SLM, MBO-SLM ve DCS-SLM tekniklerinde, tek bir jenerasyonda, iterasyonda ya da döngüde gerçekleştirilen uygunluk hesabı sayısı sabit olduğundan dolayı, söz konusu tekniklerin araştırma karmaşıklıkları kolaylıkla ifade edilebilmektedir. Ancak DFOA-SLM tekniğinde, küresel tohumlama fazında aday popülasyondan seçilen ağaç sayısına bağlı olarak her bir iterasyonda orman boyutu değiştiğinden dolayı ve yine her bir iterasyonda yerel tohumlama işlemine tabi tutulacak sıfır yaşlı güncel ağaç sayısı değişken olduğu için, söz konusu tekniğin tek bir

iterasyonunda gerçekleştirilen uygunluk hesabı sayısı da değişken hale gelmektedir. Bu durum DFOA-SLM tekniğinin araştırma karmaşıklığını, popülasyon boyutu ya da iterasyon sayısı üzerinden sabitlemeyi imkânsız kılmaktadır. Bu problemin üstesinden gelmek için, DFOA-SLM tekniğini belirli bir araştırma sayısı boyunca çalıştırıp hemen ardından durdurabilmeyi mümkün hale getiren bir sayaç kullanılmıştır. Bu amaçla, her bir uygunluk hesabında sayacın değeri 1 artırılmış olup, söz konusu sayacın değeri önceden belirlenmiş olan uygunluk hesabı sayısına (*NFC*) ulaştığı anda DFOA-SLM stratejisi durdurulmuştur. DFOA tabanlı faz optimizasyon işleminin durdurulmasının hemen ardından, o an için mevcut popülasyondaki en iyi uygunluk değerine sahip olan ağaç pozisyonu, optimum faz dizisi olarak belirlenmiştir. Bu durumda, DFOA-SLM tekniğinin araştırma karmaşıklığı, direk olarak $SN = NFC$ şeklinde ifade edilebilir. DFOA'ya ait parametre değerleri *alan sınırı* = 5, *hayat süresi* = 2, *transfer oranı* = 20, $LSC = 2$ ve $GSC = 1$ olarak belirlenmiştir. Burada *LSC* ve *GSC* sırasıyla yerel tohumlama değişiklikleri ve küresel tohumlama değişikliklerini ifade etmektedir. Tablo 3.15'te araştırma karmaşıklıklarının $SN = 512$ gibi ortak bir değere ayarlanması durumunda elde edilen PAPR sonuçları, UFMC dalga formu için bu tez çalışmasında geliştirilmiş olan MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM tekniklerinin hem geleneksel SLM hem de kendileriyle aynı kategoride yer alan GA-SLM ve BBA-SLM gibi gelişmiş SLM yöntemleri üzerinde PAPR başarımı bakımından sağlamış oldukları üstünlüğü net bir şekilde ortaya koymaktadır.

3.4.3.1. MBO-SLM Tekniği ile PAPR Düşürme

Şekil 3.39'da, MBO-SLM tekniğinin PAPR düşürme kapasitesini klasik SLM, GA-SLM ve BBA-SLM yöntemleriyle karşılaştırmak amacıyla, her bir yöntemin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrisi elde edilmiştir. Şekil 3.39'daki sonuçlardan açıkça görüldüğü üzere MBO-SLM tekniği, orijinal UFMC sinyalinin PAPR değerini en düşük seviyeye indirerek diğer yöntemlerden daha iyi bir PAPR düşürme performansı sergilemiştir. Geleneksel SLM ve karşılaştırma amaçlı kullanılan diğer zeki optimizasyon tabanlı SLM teknikleri orijinal sinyalde belirli miktarlarda PAPR iyileşmeleri sağlamış olsalar da, en fazla iyileşme MBO-SLM stratejisi ile elde edilmiştir. Örneğin CCDF = 10^{-3} için, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM tarafından orijinal sinyalde elde edilen PAPR kazançları sırasıyla 4.75 dB, 4.89 dB ve 5.05 dB değerlerine eşitken klasik SLM yöntemi, 4.60 dB ile en düşük PAPR kazancı elde eden yöntem olmuştur.



Şekil 3.39. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM stratejilerinin PAPR düşürme performansı bakımından karşılaştırılması.

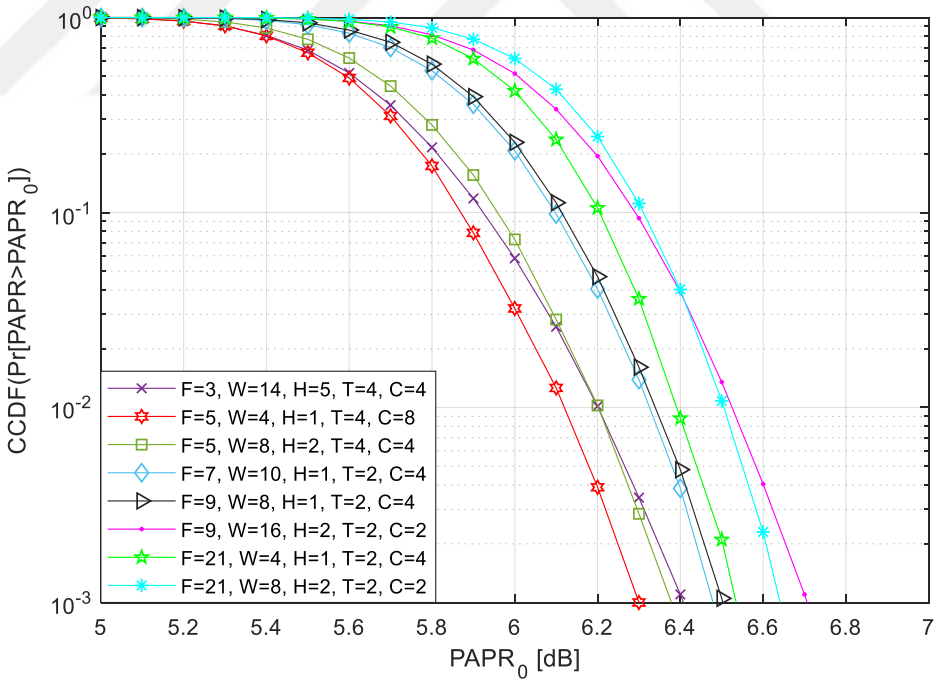
Şekil 3.40'da, farklı $\{F, W, H, T, C\}$ kombinasyonlarının MBO-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansı üzerindeki etkisini gözlemlemek amacıyla, söz konusu tekniğin PAPR_0 [dB] – CCDF eğrisi, $SN = [W + (W - H) \cdot (F - 1)] \cdot T \cdot C = 512$ eşitliğini sağlayan çeşitli parametre kombinasyonları için elde edilmiştir. Bu simülasyon için belirlenen parametre kombinasyonları sırasıyla {3, 14, 5, 4, 4}, {5, 4, 1, 4, 8}, {5, 8, 2, 4, 4}, {7, 10, 1, 2, 4}, {9, 8, 1, 2, 4}, {9, 16, 2, 2, 2}, {21, 4, 1, 2, 4} ve {21, 8, 2, 2, 2} şeklindedir. Söz konusu $\{F, W, H, T, C\}$ kombinasyonlarını belirlerken, MBO-SLM tekniğinin araştırma karmaşıklığının 512 değerine eşit olması koşulunu göz önünde bulundurmanın yanı sıra, iki koşulun daha sağlanmasına özel olarak dikkat edilmiştir. Parametre kombinasyonları belirlenirken dikkate alınması gereken bu koşullar şunlardır [102]:

1) Eşit uzunlukta sağ ve sol kuyruğa sahip V şeklinde bir kuş sürüsü oluşturabilmek için, F değeri tek sayı olarak seçilmelidir.

2) Her bir takipçi kuşun, önündeki kuşa ait kullanılmayan H adet komşu çözüme ihtiyaç duyması ve lider kuşun iki adet takipçisinin bulunması nedeniyle, söz konusu takipçi kuşların her ikisinin de komşu çözüm ihtiyacının karşılanabilmesi

için, en iyi komşu çözümün kullanılmasının ardından geriye kalan komşu çözüm sayısının en az $2H$ olması gerekmektedir. Bu nedenle, W ile sembolize edilen toplam komşu çözüm sayısı, $W \geq (2H + 1)$ olacak şekilde seçilmelidir.

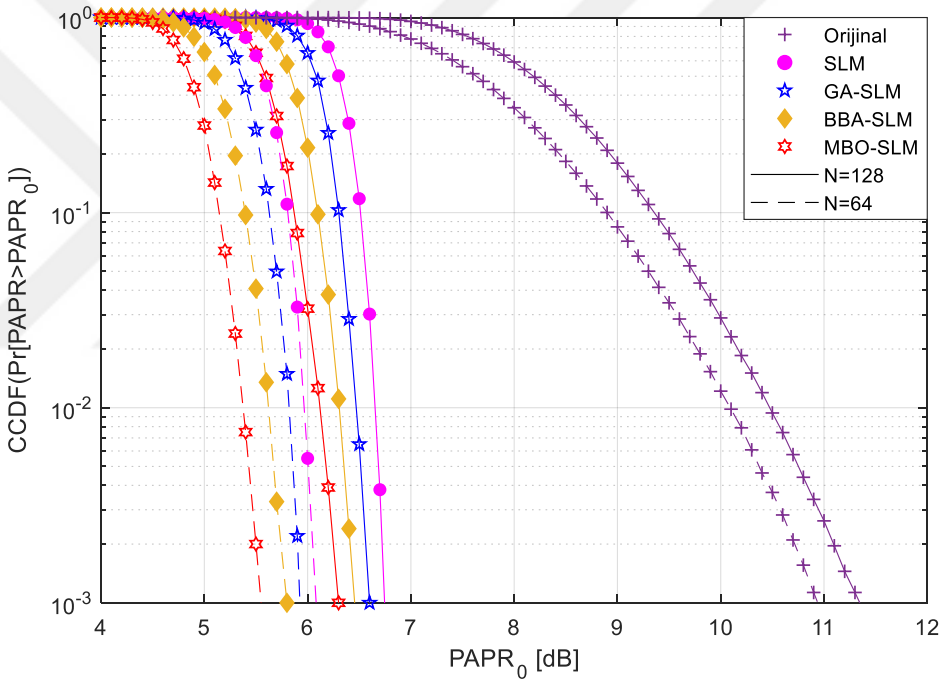
Şekil 3.40'tan kolayca anlaşılacağı üzere, en iyi üç PAPR düşürme performansı, en düşük kuş sayılarını içeren {5, 4, 1, 4, 8}, {5, 8, 2, 4, 4} ve {3, 14, 5, 4, 4} kombinasyonları ile elde edilmiş olup, 5 değerinden daha büyük popülasyon boyutları için oluşturulan diğer parametre kombinasyonları, MBO-SLM tekniğinin bariz bir şekilde daha kötü PAPR düşürme performansı sergilemesine neden olmuştur. Örneğin söz konusu üç kombinasyon arasında, MBO-SLM stratejisinin PAPR düşürme performansını maksimize eden en ideal parametre kombinasyonu {5, 4, 1, 4, 8} kullanıldığı takdirde CCDF = 10^{-3}'te 6.30 dB PAPR değerine ulaşılırken, aynı CCDF değerinde {5, 8, 2, 4, 4} ve {3, 14, 5, 4, 4} kombinasyonları ile ulaşılan PAPR değerleri sırasıyla 6.38 dB ve 6.41 dB'ye eşit olmaktadır.



Şekil 3.40. Farklı parametre kombinasyonlarının MBO-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansı üzerindeki etkisi.

Şekil 3.41'de, alt taşıyıcı sayısındaki değişimin SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM tekniklerinin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri üzerindeki etkisi test edilmiştir.

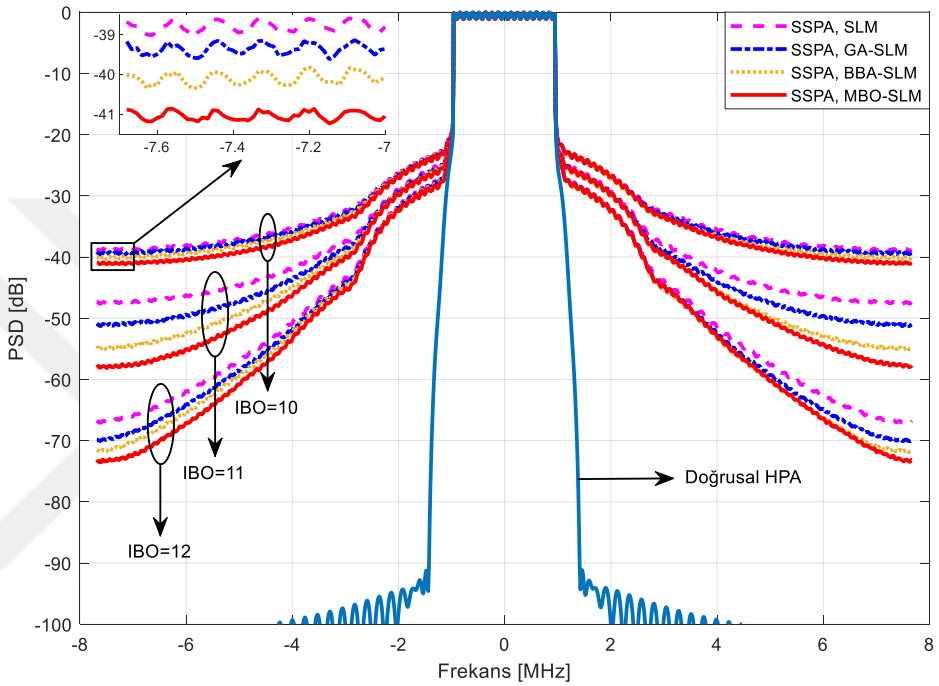
Şekilden de açıkça görüldüğü gibi, alt taşıyıcı sayısının 64'ten 128'e artırılması, hem orijinal hem de PAPR değeri düşürülmüş UFMC sinyallerinde belirli miktarlarda PAPR büyümelerine yol açmıştır. Şekil 3.41'e daha yakından bakarak alt taşıyıcı etkisini nümerik olarak analiz etmek mümkündür. Örneğin orijinal UFMC sinyali ile bu sinyalin SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM teknikleri kullanılarak PAPR değeri düşürülmüş versiyonlarının CCDF = 10^{-3}'teki PAPR değerleri 64 alt taşıyıcı sayısı için sırasıyla 10.94 dB, 6.08 dB, 5.93 dB, 5.80 dB ve 5.55 dB'ye eşitken, alt taşıyıcı sayısının 64'ten 128'e artırılmasıyla birlikte söz konusu PAPR değerleri sırasıyla 11.35 dB, 6.75 dB, 6.60 dB, 6.46 dB ve 6.30 dB'ye yükselmiştir.



Şekil 3.41. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM tekniklerinin 64 ve 128 alt taşıyıcı sayıları için $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri.

Şekil 3.42'de, UFMC iletim sinyaline SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM tekniklerinin uygulanması durumunda elde edilen yan lob seviyeleri gösterilmektedir. Ayrıca, SSPA'ya ait IBO parametresinin yan lob seviyeleri üzerindeki etkisi, sırasıyla 10 dB, 11 dB ve 12 dB IBO değerleri için aynı şekil üzerinde test edilmiştir. Düzgünlük katsayısı olarak adlandırılan ikinci SSPA parametresi ise p = 3 olarak tayin edilmiştir. Şekil 3.39'da elde edilen sonuçlardan da bilindiği üzere maksimum PAPR iyileşmesi MBO-SLM tekniği ile sağlandığı için, en düşük yan lob seviyeleri de yine aynı teknik ile

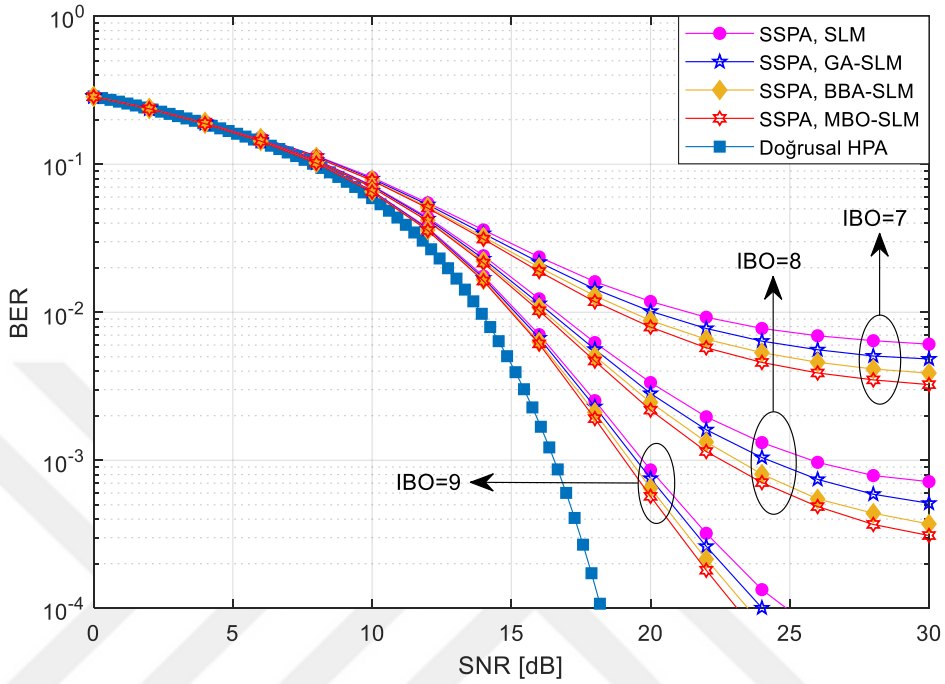
elde edilmiştir. Örneğin, en yüksekten en düşüğe doğru sırasıyla SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM teknikleri tarafından IBO = 11 dB'de elde edilen yan lob seviyeleri −47.30 dB, −50.87 dB, −54.86 dB ve −57.60 dB şeklinde sıralanmaktadır. Diğer taraftan, IBO değerinin 10 dB'den 12 dB'ye kadar artırılması, her bir tekniğin yan lob seviyesinde belirli bir oranda düşüşe neden olmuştur.



Şekil 3.42. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM tekniklerinin değişen IBO değerleri için PSD performansları (p = 3).

Şekil 3.43'te, SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM teknikleri kullanılarak ne kadarlık bir bit hata oranı iyileşmesi elde edilebileceği sırasıyla 7 dB, 8 dB ve 9 dB IBO değerleri için test edilmiştir. SSPA'nın düzgünlük katsayısı ise bu simülasyon için p = 1 olarak belirlenmiştir. UFMC sinyalinin bit hata oranını minimum seviyelere indirmek için ilk yapılması gereken şey, söz konusu sinyalin PAPR değerinin mümkün olduğunca düşürülerek SSPA'nın sinyal üzerindeki bozucu etkisinin en aza indirilmesidir. UFMC sinyalinin PAPR değerini en düşük seviyeye indiren MBO-SLM, beklenildiği gibi her bir IBO değeri için maksimum bit hata oranı iyileşmesi sağlayan yöntem olmuştur. Örneğin, SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM teknikleri kullanılarak PAPR değeri düşürülmüş UFMC sinyallerinin, IBO parametresi 8 dB değerine ayarlanmış SSPA ile kuvvetlendirilmesi durumunda, 30 dB SNR değerinde elde edilen bit hata oranları en

büyükten en küçüğe doğru sırasıyla 7.17×10^{-4}, 5.12×10^{-4}, 3.71×10^{-4} ve 3.10×10^{-4} değerlerine eşit olmaktadır.

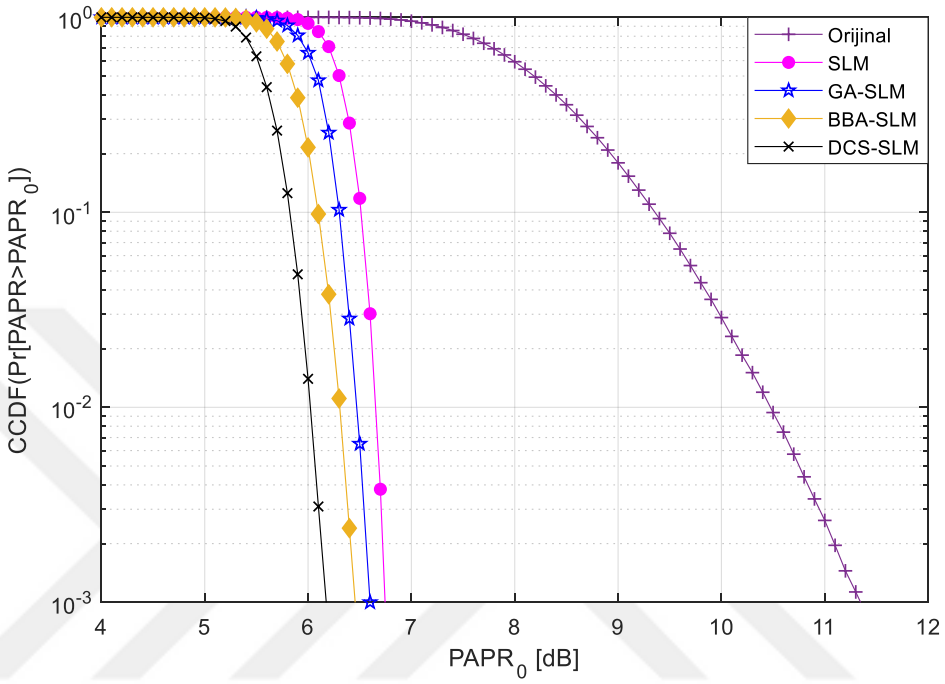


Şekil 3.43. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve MBO-SLM tekniklerinin çeşitli IBO değerleri için BER performansları ($p = 1$).

3.4.3.2. DCS-SLM Tekniği ile PAPR Düşürme

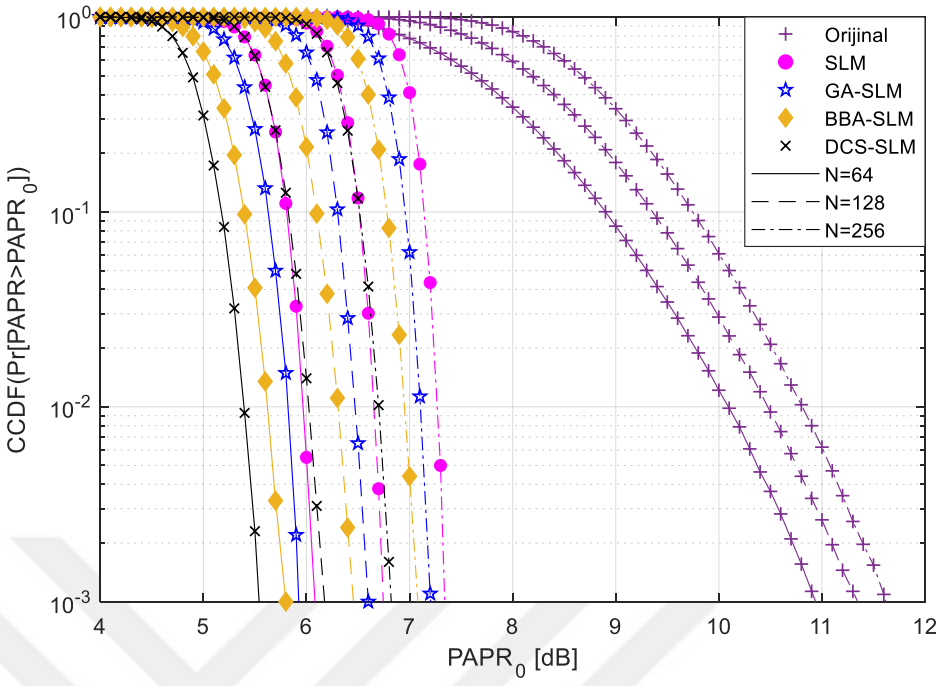
Şekil 3.44'te, SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DCS-SLM tekniklerinin PAPR düşürme performansları, söz konusu tekniklerin her biri için elde edilmiş olan $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri vasıtasıyla karşılaştırılmıştır. Şekilde görüldüğü gibi, hem geleneksel SLM yöntemi hem de bu yöntemin GA, BBA ve DCS algoritmaları ile modifiye edilmiş versiyonları, orijinal UFMC sinyalinin PAPR değerinde kayda değer iyileşmeler elde etmişlerdir. Diğer taraftan, zeki optimizasyon tabanlı SLM tekniklerinin her biri, beklenildiği üzere klasik SLM yöntemine oranla daha fazla PAPR iyileşmesi elde etmiştir. Söz konusu gelişmiş SLM yöntemleri arasında DCS-SLM tekniği, geleneksel SLM yönteminde sağlamış olduğu maksimum PAPR iyileşmesi ile, hem BBA-SLM hem de GA-SLM yöntemlerini net bir şekilde geride bırakmıştır. Örneğin CCDF = 10^{-3}'te, GA-SLM ve BBA-SLM yöntemleri, geleneksel SLM yöntemi üzerinde sırasıyla 0.15 dB ve 0.29 dB PAPR kazançları elde ederken, DCS-SLM tekniği ile ilgili yöntem üzerinde

sağlanan PAPR kazancı 0.57 dB değerine eşit olmaktadır. Bu sonuçlara göre DCS-SLM tekniği en yakın rakibi olan BBA-SLM yönteminden 0.28 dB daha fazla PAPR kazancı elde etmiş olup, GA-SLM yöntemine ise 0.42 dB fark atmıştır.



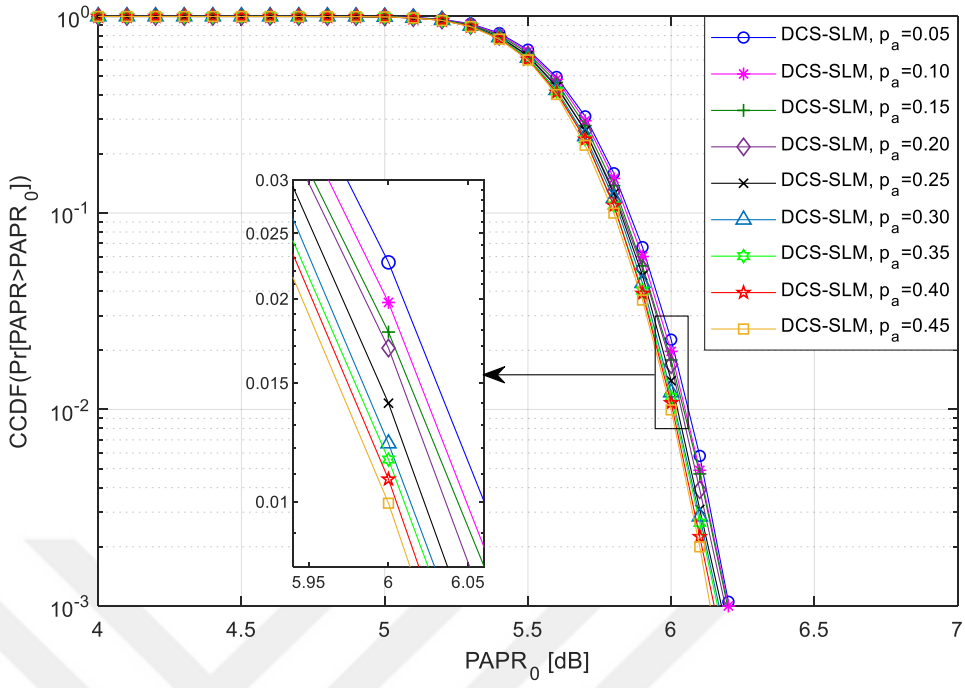
Şekil 3.44. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DCS-SLM tekniklerinin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri üzerinden PAPR düşürme performanslarının karşılaştırılması.

Şekil 3.45'te, SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DCS-SLM tekniklerinin PAPR düşürme performanslarını farklı alt taşıyıcı sayıları için analiz etmek amacıyla, her bir tekniğin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrisi sırasıyla 64, 128 ve 256 alt taşıyıcı sayıları için elde edilmiştir. İlgili PAPR eğrilerinden anlaşılacağı üzere DCS-SLM tekniği, diğer yöntemler üzerindeki performans üstünlüğünü her bir alt taşıyıcı sayısı için korumuştur. Diğer taraftan, alt taşıyıcı sayısının 64'ten 256'ya yükseltilmesi, orijinal UFMC sinyali de dahil olmak üzere her bir tekniğin PAPR değerinde belirli bir oranda artışa neden olmuştur. Örneğin CCDF = 10^{-3}'te elde edilen PAPR sonuçları göz önüne alınacak olursa, alt taşıyıcı sayısının 64'ten 256'ya yükseltilmesinden dolayı orijinal sinyal ile SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DCS-SLM tekniklerinde meydana gelen PAPR artışları sırasıyla 0.68 dB, 1.26 dB, 1.27 dB, 1.28 dB ve 1.28 dB değerlerine eşit olmaktadır.



Şekil 3.45. Alt taşıyıcı sayısındaki değişimin SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DCS-SLM teknikleri ile PAPR düşürme işlemine tabi tutulan UFMC sinyalinin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri üzerindeki etkisi.

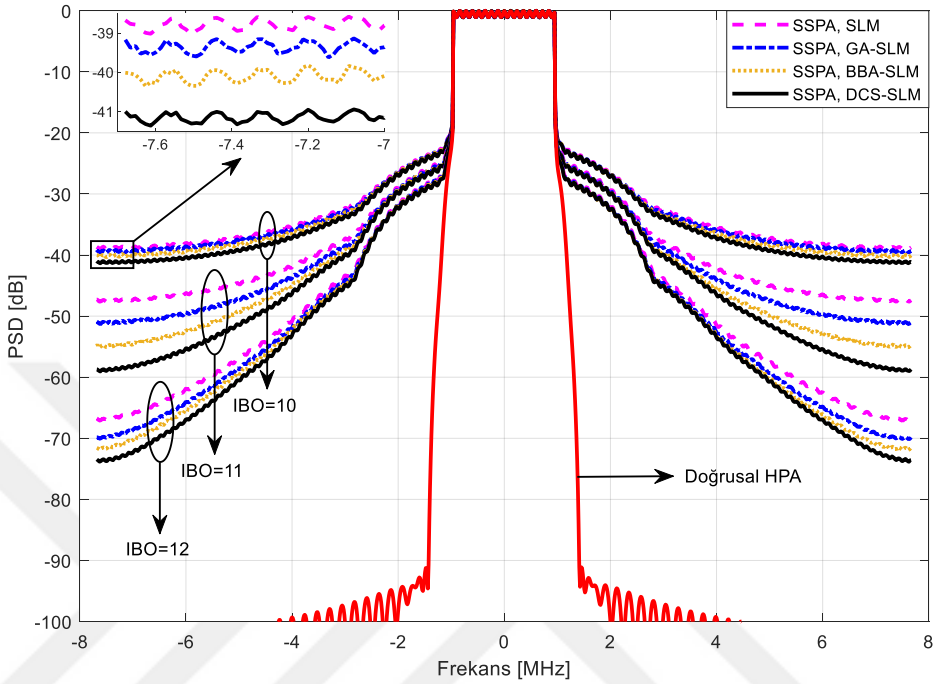
Şekil 3.46'da, yabancı yumurtayı ayırt etme olasılığının DCS-SLM performansı üzerindeki etkisini test etmek amacıyla, 0.05'ten 0.45'e kadar değişen p_a değerleri için ilgili tekniğin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri elde edilmiştir. Şekil 3.46'da açıkça görüldüğü gibi, p_a parametresinin DCS-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansı üzerinde çok az bir etkisi bulunmaktadır. Bu nedenle, DCS-SLM stratejisinde p_a parametresinin hassas bir şekilde ayarlanmasına gerek yoktur. Çeşitli p_a değerleri için elde edilen $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri birbirine oldukça yakın çıkmıştır. Örneğin CCDF = 10^{-3}'te, p_a değerinin [0.05, 0.45] aralığında değiştirilmesinin yol açtığı maksimum PAPR değişimi sadece 0.065 dB değerine eşit olmaktadır. Bu tez çalışmasında p_a parametresine, çoğu optimizasyon problemi için uygun bir değer olmasından dolayı Yang ve Deb [105] tarafından önerilen 0.25 değeri atanmıştır.



Şekil 3.46. DCS algoritmasına ait p_a parametresinin DCS-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansı üzerindeki etkisi.

Şekil 3.47'de, DCS-SLM tekniği ile ulaşılan yan lob seviyesini sırasıyla SLM, GA-SLM ve BBA-SLM yöntemleri ile elde edilen yan lob seviyeleri ile karşılaştırmak amacıyla, her bir teknik için güç spektral yoğunluğu eğrisi çizdirilmiştir. Söz konusu PSD eğrileri, 10 dB, 11 dB ve 12 dB olmak üzere toplam üç farklı IBO değeri için elde edilmiştir. UFMC sinyalinde yan lob bastırma miktarı, ilgili sinyalin PAPR değerinin ne kadar düşürüldüğüne bağlıdır. Bu nedenle, her bir IBO değeri için en düşük yan lob seviyeli PSD eğrisi, UFMC sinyalinde maksimum PAPR iyileşmesi sağlayan DCS-SLM tekniği ile elde edilmiştir. Örneğin, Şekil 3.47'de IBO = 12 dB için elde edilen PSD eğrilerine odaklanılacak olursa, DCS-SLM, BBA-SLM, GA-SLM ve geleneksel SLM yöntemleri ile elde edilen yan lob seviyeleri sırasıyla −73.45 dB, −71.57 dB, −69.84 dB ve −66.74 dB değerlerine eşit olmaktadır. Bunun haricinde IBO değerindeki artışla birlikte kuvvetlendirme noktası doyum bölgesinden doğrusal bölgeye doğru kaydırılan SSPA'nın kuvvetlendirme işlemi boyunca doyuma ulaşma sıklığı ve buna bağlı olarak da sinyal üzerindeki bozucu etkisi azalmış olup, söz konusu tekniklerin her birinin yan lob seviyesinde düşmeler meydana gelmiştir. Örneğin DCS-SLM tekniği ile IBO = 10 dB için elde edilen yan lob seviyesi −40.99 dB olurken, aynı teknik ile IBO = 11 dB ve

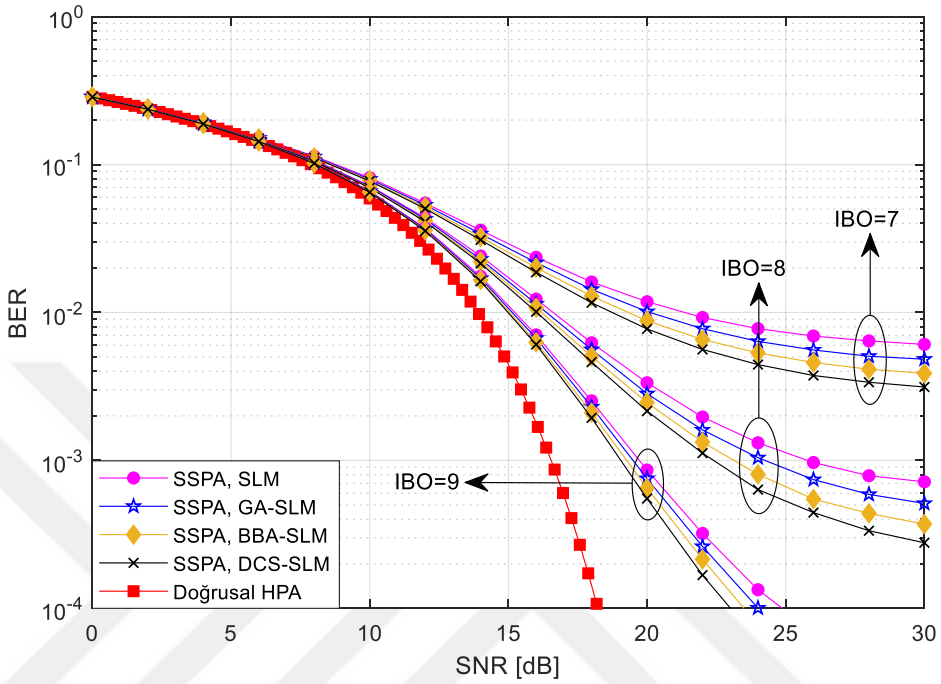
IBO = 12 dB için ulaşılan yan lob seviyeleri sırasıyla −58.71 dB ve −73.45 dB değerlerine eşit olmaktadır.



Şekil 3.47. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DCS-SLM tekniklerinin üç farklı IBO değeri için PSD performanslarının karşılaştırılması ($p = 3$).

Şekil 3.48'de, SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DCS-SLM tekniklerinin bit hata oranı iyileştirme kapasiteleri karşılaştırılmıştır. Söz konusu karşılaştırma, sırasıyla 7 dB, 8 dB ve 9 dB olarak belirlenen üç farklı IBO değeri için gerçekleştirilmiştir. Yüksek PAPR değerine sahip sinyallerde meydana gelen SSPA tabanlı bozulmaların yol açtığı istenmeyen durumlardan bir diğeri ise bit hata oranı artışıdır. Çünkü PAPR değerindeki yükselmeye bağlı olarak iletim sinyallerinde meydana gelen SSPA tabanlı bozulmalar arttıkça, alıcıda bozulmuş sinyalden orijinal bilgi verisini elde etmek gittikçe güçleşmekte ve buna bağlı olarak da bit hata oranı yükselmektedir. Yani vericisinde SSPA ile kuvvetlendirme yapılan UFMC sisteminin BER performansı, kullanılan PAPR düşürme yönteminin başarısı ile doğrudan ilintilidir. Bu nedenle Şekil 3.48'den de açıkça görüldüğü üzere, her bir IBO değeri için en düşük bit hata oranı, en yüksek PAPR düşürme performansına sahip DCS-SLM tekniği ile elde edilmiştir. Örneğin 8 dB IBO değeri için DCS-SLM, BBA-SLM, GA-SLM ve klasik SLM yöntemleri ile

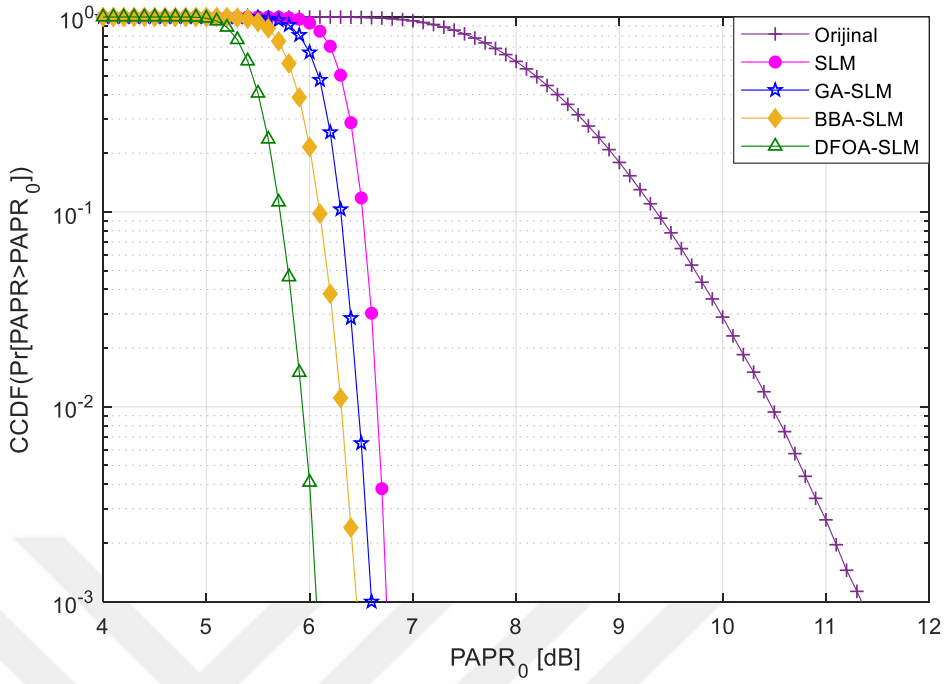
SNR = 25 dB'de elde edilen bit hata oranları sırasıyla 5.31×10^{-4}, 6.65×10^{-4}, 8.80×10^{-4} ve 1.13×10^{-3} değerlerine eşit olmaktadır.



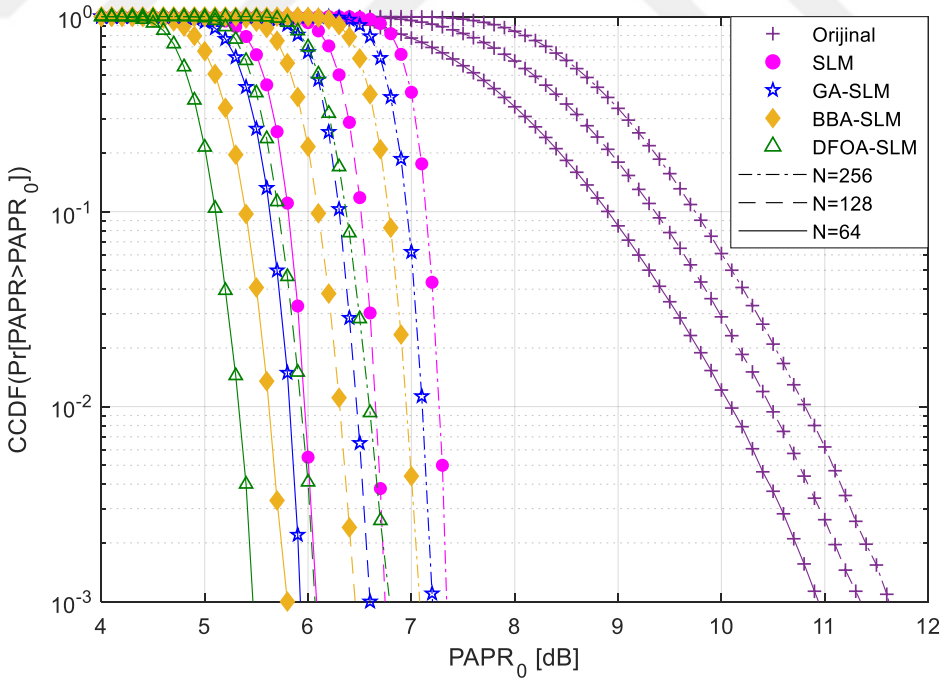
Şekil 3.48. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DCS-SLM tekniklerinin BER başarımları bakımından farklı IBO değerleri için karşılaştırılması ($p = 1$).

3.4.3.3. DFOA-SLM Tekniği ile PAPR Düşürme

Şekil 3.49'da, SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DFOA-SLM teknikleri arasındaki performans farklarını görsel olarak analiz etmek amacıyla, her bir tekniğin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrisi elde edilmiştir. Şekil 3.49'a bakıldığında, hem GA-SLM hem de BBA-SLM yöntemleri vasıtasıyla geleneksel SLM yönteminin PAPR düşürme performansında belirli miktarlarda iyileşmeler elde edilmiş olsa da, en fazla iyileşme DFOA-SLM stratejisi ile elde edilmiştir. Örneğin, DFOA-SLM stratejisi en yakın rakibi olan BBA-SLM yöntemine CCDF = 10^{-3}'te 0.39 dB'lik bir fark atmıştır. Söz konusu stratejinin aynı CCDF değerinde GA-SLM ve klasik SLM yöntemleri üzerinde sağlamış olduğu PAPR kazançları ise sırasıyla 0.53 dB ve 0.68 dB değerlerine eşittir.



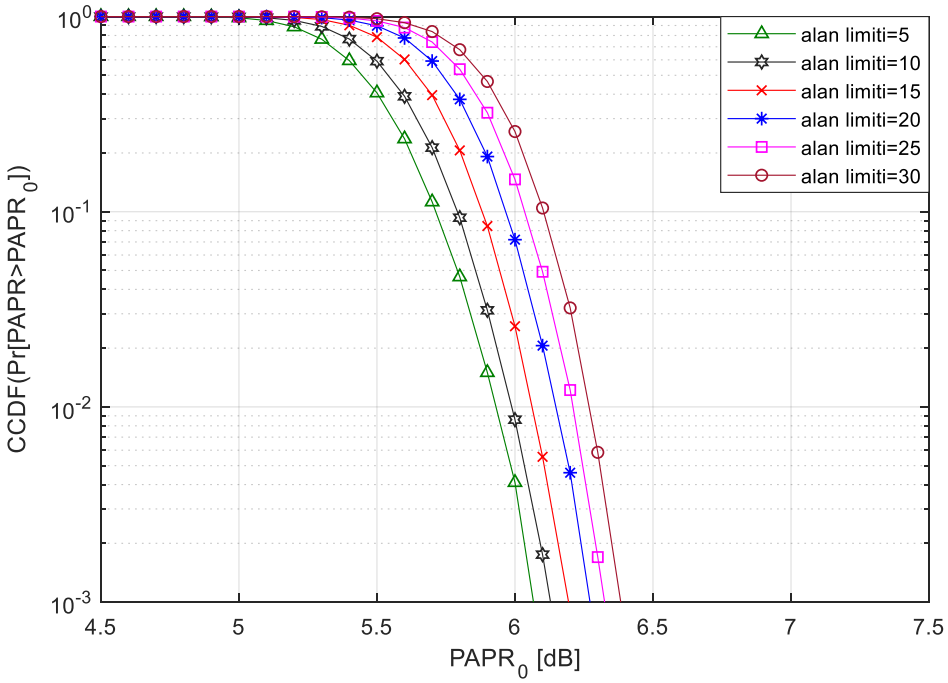
Şekil 3.49. DFOA-SLM tekniğinin SLM, GA-SLM ve BBA-SLM yöntemleriyle PAPR düşürme performansı bakımından karşılaştırılması.



Şekil 3.50. Alt taşıyıcı sayısının SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DFOA-SLM tekniklerinin PAPR başarımları üzerindeki etkisi.

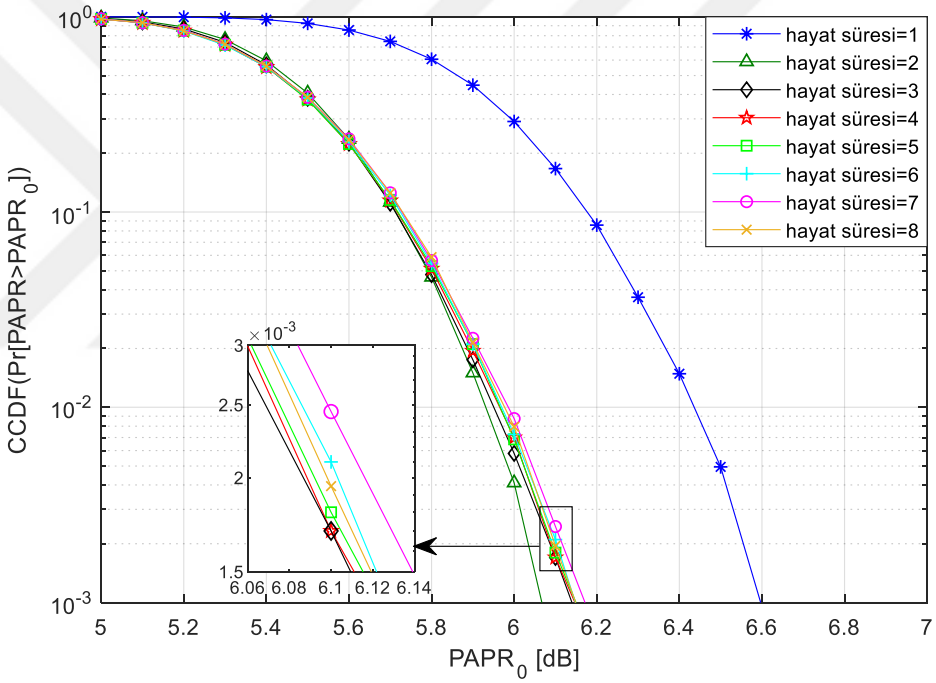
Şekil 3.50'de, DFOA-SLM tekniğinin farklı çözüm uzayı boyutlarındaki performans kararlılığını test etmek amacıyla, UFMC sinyalindeki alt taşıyıcı sayısı üç farklı değer arasında değiştirilmiştir. SLM yöntemindeki faz optimizasyon probleminde, alt taşıyıcı sayısının aynı zamanda çözüm uzayı boyutuna karşılık geldiği unutulmamalıdır. Örneğin herhangi bir zeki optimizasyon tabanlı SLM yönteminin çözüm vektörü uzunluğunu belirleyen alt taşıyıcı sayısının N değerine eşit olması, N-boyutlu çözüm uzayında araştırma yapıldığı anlamına gelmektedir. Şekil 3.50'den anlaşılacağı üzere, DFOA-SLM stratejisi oluşturmuş olduğu bariz PAPR farkları ile diğer yöntemlere olan performans üstünlüğünü her bir alt taşıyıcı sayısı için korumuştur. Örneğin CCDF = 10^{-3}'te, DFOA-SLM tekniğinin kendisine performans olarak en yakın yöntem olan BBA-SLM üzerinde 256, 128 ve 64 alt taşıyıcı sayıları için elde etmiş olduğu PAPR kazançları sırasıyla 0.29 dB, 0.39 dB ve 0.33 dB değerlerine eşittir.

Şekil 3.51'den Şekil 3.55'e kadar, DFOA'ya ait parametrelerin DFOA-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansı üzerindeki etkileri test edilmiştir. İlgili aralıkta yer alan her bir şekilde, tek bir DFOA parametresi ele alınmıştır. Ele alınan parametrenin değeri değiştirilirken, geriye kalan diğer DFOA parametreleri sabit tutulmuştur. DFOA için belirlenen sabit parametre değerleri Tablo 3.15'in açıklama kısmında verilmiştir.



Şekil 3.51. Çeşitli *alan limiti* değerleri için DFOA-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansı.

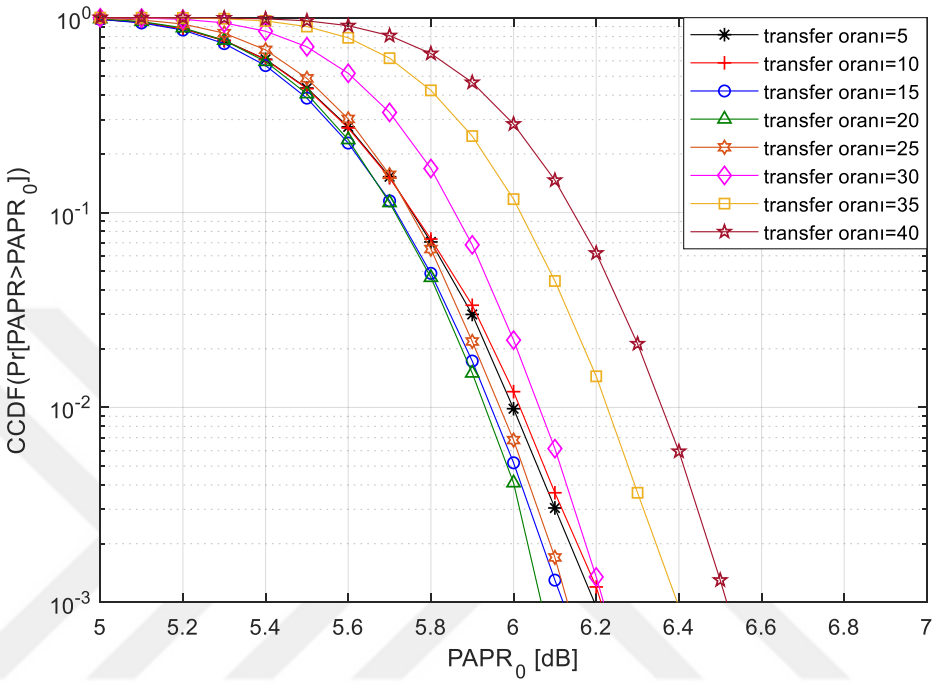
Şekil 3.51'de, *alan limiti* parametresine farklı değerler atanarak ilgili parametrenin DFOA-SLM performansı üzerindeki etkisi araştırılmıştır. Bu simülasyonda, *alan limiti* parametresinin hangi değerlerinin daha iyi PAPR düşürme performansına yol açtığına dair net bir fikir sahibi olabilmek amacıyla, tam altı farklı alan limiti değeri denenmiştir. Şekilden de açıkça görüldüğü üzere, *alan limiti* parametresinin 5'ten 30'a doğru artırılması, DFOA-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansında sürekli bir kötüleşmeye yol açmıştır. Örneğin, *alan limiti*'nin 5, 10, 15, 20, 25 ve 30 değerlerine ayarlanmasıyla CCDF = 10^{-3}'te elde edilen PAPR değerleri sırasıyla 6.07 dB, 6.13 dB, 6.19 dB, 6.27 dB, 6.32 dB ve 6.38 dB'ye eşit olmaktadır.



Şekil 3.52. *hayat süresi* parametresinin farklı değerleri için DFOA-SLM tekniği tarafından elde edilen $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri.

Şekil 3.52'de, *hayat süresi* parametresinin DFOA-SLM stratejisinde neden olduğu performans değişimini gözlemlemek amacıyla, söz konusu parametrenin değeri 1'den başlayarak 8'e kadar artırılmıştır. *hayat süresi* parametresinin DFOA-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansını ne ölçüde etkileyebileceğini tam olarak anlayabilmek için, ilgili parametrenin değeri yeterince geniş bir aralıkta değiştirilmiştir. 1 ve 2 değerleri haricinde, *hayat süresi* parametresine 3'ten 8'e kadar verilen değerler, DFOA-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansını çok fazla değiştirmemiştir. Örneğin *hayat süresi*

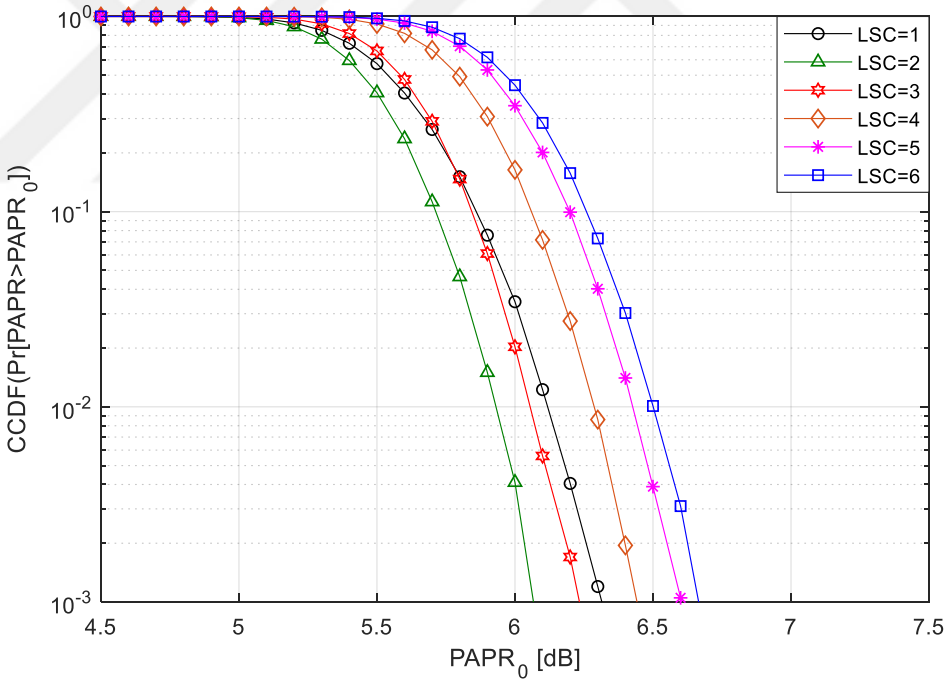
parametresinin [3, 8] aralığındaki değerleri için CCDF = 10^{-3}'te elde edilen maksimum PAPR değişimi sadece 0.03 dB'ye eşittir. Diğer taraftan, en kötü ve en iyi PAPR düşürme performansları, *hayat süresi* parametresinin sırasıyla 1 ve 2 değerleri için elde edilmiştir.



Şekil 3.53. *transfer oranı* değerinin DFOA-SLM performansı üzerindeki etkisi.

Şekil 3.53'te DFOA-SLM tekniği, 5'in katları şeklinde 40'a kadar artan sekiz farklı *transfer oranı* değeri için test edilmiştir. Söz konusu *transfer oranı* değerleri için Şekil 3.53'te elde edilmiş olan $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrilerinden anlaşılacağı üzere, en iyi üç PAPR düşürme performansı, *transfer oranı* parametresinin 15, 20 ve 25 değerlerine ayarlanmasıyla elde edilmiştir. Bu üç oran arasında DFOA-SLM tekniğinin performansını maksimize eden optimum *transfer oranı* ise 20 değerine eşittir. Örneğin, 15, 20 ve 25 *transfer oranı* değerleri için CCDF = 10^{-3}'te sırasıyla 6.12 dB, 6.07 dB ve 6.13 dB PAPR değerlerine ulaşılmıştır. Diğer taraftan, *transfer oranı* parametresine 30'dan daha yüksek değerler atanması, DFOA-SLM stratejisinde oldukça belirgin performans kötüleşmelerine yol açmıştır. Örneğin, *transfer oranı* = 30 için DFOA-SLM tekniğinin CCDF = 10^{-3}'te elde etmiş olduğu PAPR değeri 6.22 dB'ye eşitken, ilgili PAPR değeri, *transfer oranı* değerinin 30'dan 40'a kadar artırılmasıyla birlikte 6.52 dB'ye ulaşmıştır.

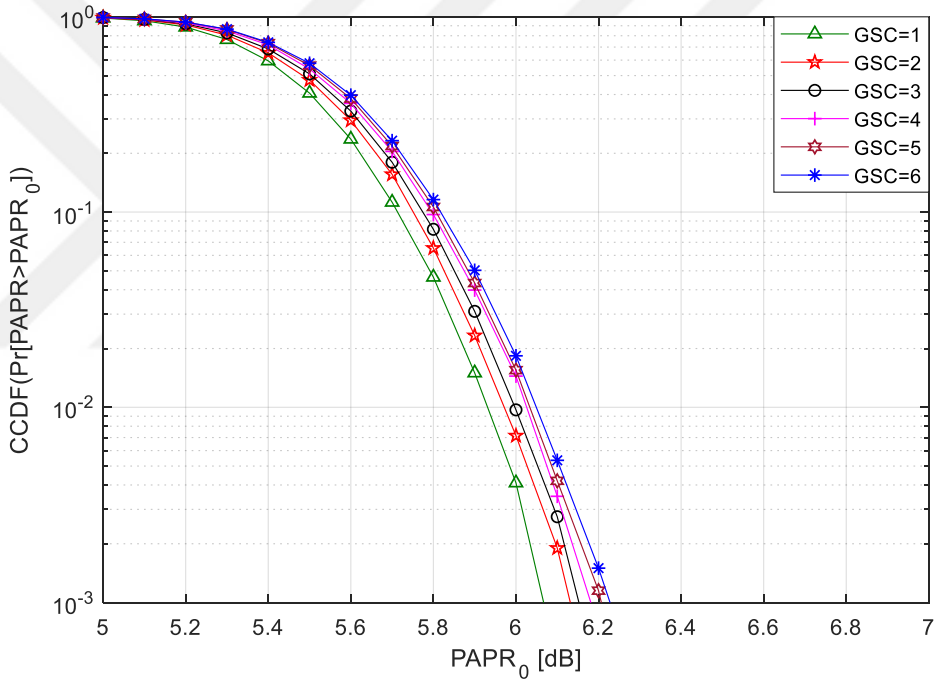
Şekil 3.54'te, DFOA-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansı çeşitli *LSC* değerleri için test edilmiştir. İlgili şekil dikkatlice incelenecek olursa, altı farklı *LSC* değeri için elde edilmiş olan $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrilerinin yatay eksende belirgin bir farkla iki gruba ayrıldığı görülecektir. İlk grup PAPR eğrileri, *LSC* parametresi 1, 2 ve 3 değerlerine ayarlanarak elde edilirken, ikinci grup eğriler söz konusu parametrenin 4, 5 ve 6 değerleri için elde edilmiştir. Bu sonuçlara göre, *LSC* parametresine 3'ten daha büyük bir değer atanması, DFOA-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansında kayda değer bir kötüleşmeye yol açmaktadır. Bunun yanında, ilk gruptaki en iyi $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrisi, *LSC* değeri 2'ye ayarlanarak elde edilmiştir. Şekil 3.54'te CCDF = 10^{-3}'te elde edilmiş olan PAPR değerleri göz önünde bulundurulduğunda, *LSC* parametresinin 1'den 3'e kadar olan ilk üç değeri için DFOA-SLM tekniğinin elde etmiş olduğu PAPR değerleri sırasıyla, 6.32 dB, 6.07 dB ve 6.23 dB olmaktadır.



Şekil 3.54. DFOA-SLM tekniğinin farklı *LSC* değerleri için performans analizi.

Şekil 3.55'te, *GSC* parametresinin farklı değerlerinin DFOA-SLM stratejisinin PAPR düşürme performansını nasıl etkilediğini öğrenmek amacıyla, 1 ile 6 arasında değişen bir dizi *GSC* değeri test edilmiştir. Bu amaçla, her biri farklı bir *GSC* değeri için çizdirilmiş olan altı farklı $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrisi elde edilmiştir. Şekil 3.55'te elde edilen test sonuçlarından kolayca anlaşılacağı üzere, *GSC* değerinin [1, 6] aralığında artırılması,

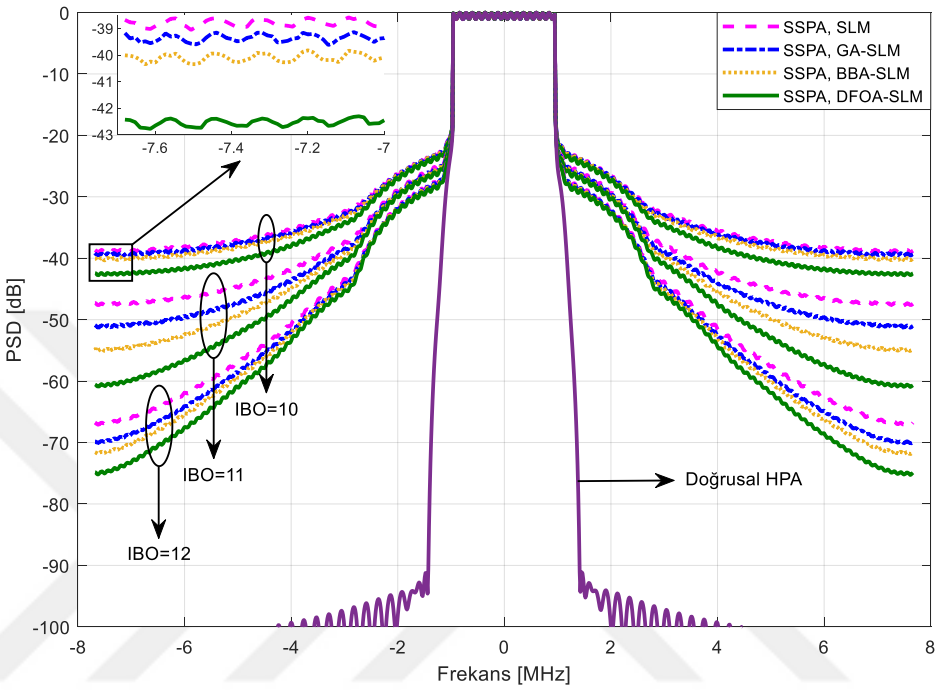
DFOA-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansının istikrarlı bir şekilde kötüleşmesine yol açmaktadır. Bunun yanında, Şekil 3.55'ten de fark edileceği gibi, *GSC* değerinin 1'den 2'ye artırılması durumunda, DFOA-SLM tekniğinin PAPR düşürme performansında meydana gelen kötüleşme miktarı nispeten daha fazla olmaktadır. 2'den 6'ya kadar olan diğer *GSC* artışları birbirine yakın miktarda daha az performans kötüleşmelerine yol açmaktadır. Örneğin, *GSC* parametresine 1, 2, 3, 4, 5 ve 6 değerleri verilmesi durumunda DFOA-SLM tekniği tarafından CCDF = 10^{-3}'te elde edilen PAPR değerleri sırasıyla 6.07 dB, 6.13 dB, 6.15 dB, 6.18 dB, 6.21 dB ve 6.23 dB'ye eşit olmaktadır.



Şekil 3.55. Farklı *GSC* değerlerinin DFOA-SLM stratejisinin PAPR düşürme performansı üzerindeki etkisi.

Şekil 3.56'da SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DFOA-SLM tekniklerinin yan lob bastırma kapasiteleri, her bir teknik için çizdirilen PSD eğrileri vasıtasıyla karşılaştırılmıştır. Söz konusu PSD eğrileri, sırasıyla IBO = 10 dB, IBO = 11 dB ve IBO = 12 dB değerleri için elde edilmiştir. Şekil 3.56'da doğrulandığı üzere, UFMC sinyalinde maksimum PAPR iyileşmesi sağlayan en etkili PAPR düşürme tekniği olması, DFOA-SLM tekniğinin mevcut yöntemler arasında her bir IBO değeri için en düşük yan lob seviyesine ulaşmasını sağlamıştır. Örneğin, IBO = 11 dB'de elde edilen PSD eğrileri dikkate alındığında,

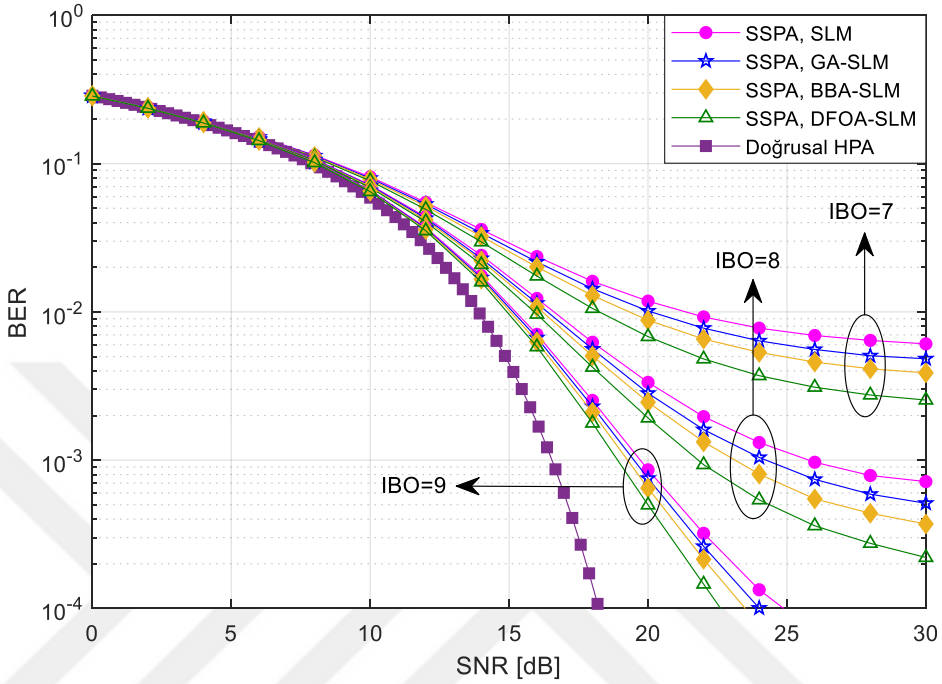
DFOA-SLM tekniği kullanılarak BBA-SLM ve GA-SLM yöntemlerine göre sırasıyla 5.69 dB ve 9.68 dB daha düşük yan lob seviyeleri elde edilirken, söz konusu teknik ile geleneksel SLM yönteminin yan lob seviyeleri arasındaki fark 13.25 dB'ye ulaşmıştır.



Şekil 3.56. Farklı IBO değerleri için SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DFOA-SLM tekniklerinin PSD analizi ($p = 3$).

Şekil 3.57'de, SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DFOA-SLM tekniklerinin sırasıyla 7 dB, 8 dB ve 9 dB IBO değerleri için bit hata oranı başarımları incelenmiştir. SSPA ile doğrusal olmayan kuvvetlendirme işleminden kaynaklanan sinyal bozulma miktarını IBO parametresinin değerini artırarak ya da kuvvetlendirilen sinyalin PAPR değerini düşürerek azaltmak mümkün olduğu için, IBO değerindeki artış her bir teknikte bit hata oranı iyileşmesi sağlarken, mevcut teknikler arasında en yüksek bit hata oranı performansı, aynı zamanda maksimum PAPR başarımına sahip olan DFOA-SLM tekniği ile elde edilmiştir. Örneğin, DFOA-SLM tekniğinin IBO = 8 dB'de 10^{-3} BER değerine ulaşması için 21.81 dB SNR değeri yeterli gelirken, BBA-SLM, GA-SLM ve geleneksel SLM yöntemleri aynı BER değerine ulaşmak için sırasıyla 23.13 dB, 24.25 dB ve 25.79 dB SNR değerlerine ihtiyaç duymaktadır. Diğer taraftan, DFOA-SLM stratejisinin 20 dB SNR değerindeki BER başarımları göz önünde bulundurulduğunda, söz konusu

stratejinin 7 dB, 8 dB ve 9 dB IBO değerleri için elde etmiş olduğu bit hata oranları sırasıyla 6.81×10^{-3}, 1.92×10^{-3} ve 4.98×10^{-4} değerlerine eşit olmaktadır.

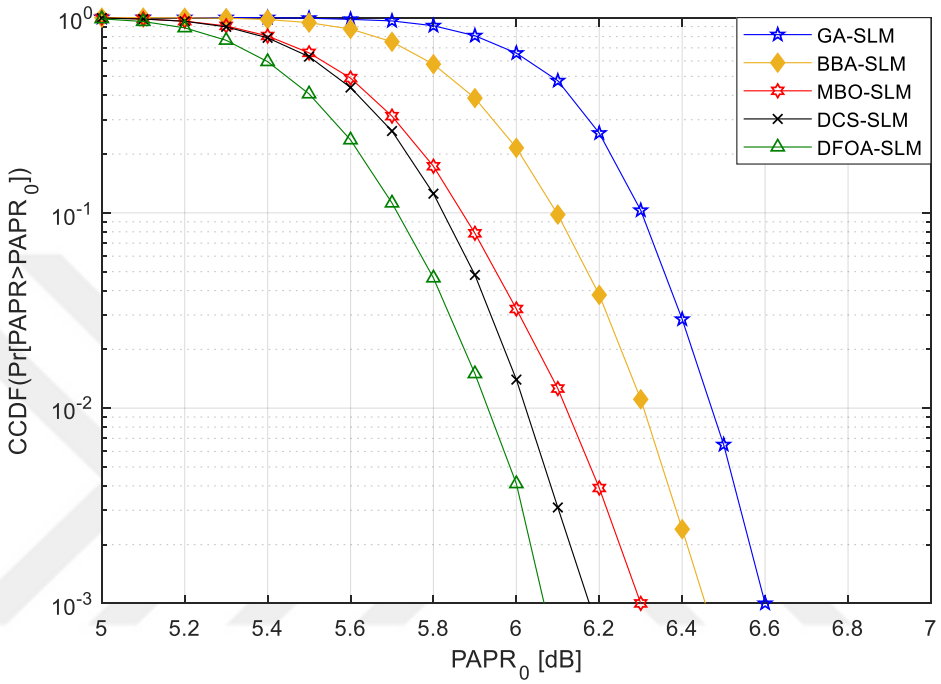


Şekil 3.57. SLM, GA-SLM, BBA-SLM ve DFOA-SLM tekniklerinin çeşitli IBO değerlerindeki BER performanslarının incelenmesi ($p = 1$).

3.4.3.4. Zeki Optimizasyon Tabanlı SLM Tekniklerinin Karşılaştırılması

Şekil 3.58'de, bu tez çalışmasında geliştirilmiş olan MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM tekniklerinin yanı sıra bu tekniklerin her biriyle karşılaştırma amaçlı kullanılan GA-SLM ve BBA-SLM tekniklerinin $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri tek bir grafik üzerinde elde edilerek söz konusu teknikler PAPR düşürme performansı bakımından birbirleriyle kıyaslanmıştır. Şekilden de kolayca fark edileceği üzere, MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM stratejilerine ait $PAPR_0$ [dB] – CCDF eğrileri, GA-SLM ve BBA-SLM yöntemleri için elde edilmiş olan PAPR eğrilerinden blok halinde net bir biçimde ayrılmaktadır. Şekil 3.58'de elde edilen söz konusu PAPR eğrilerinin almış olduğu bu konum, MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM stratejilerinin GA-SLM ve BBA-SLM yöntemleri üzerinde PAPR düşürme performansı bakımından sağlamış oldukları üstünlüğü açık bir şekilde ortaya koymaktadır. Bu tez çalışmasında önerilen zeki optimizasyon tabanlı SLM yöntemleri arasında DFOA-SLM tekniği, en düşük PAPR

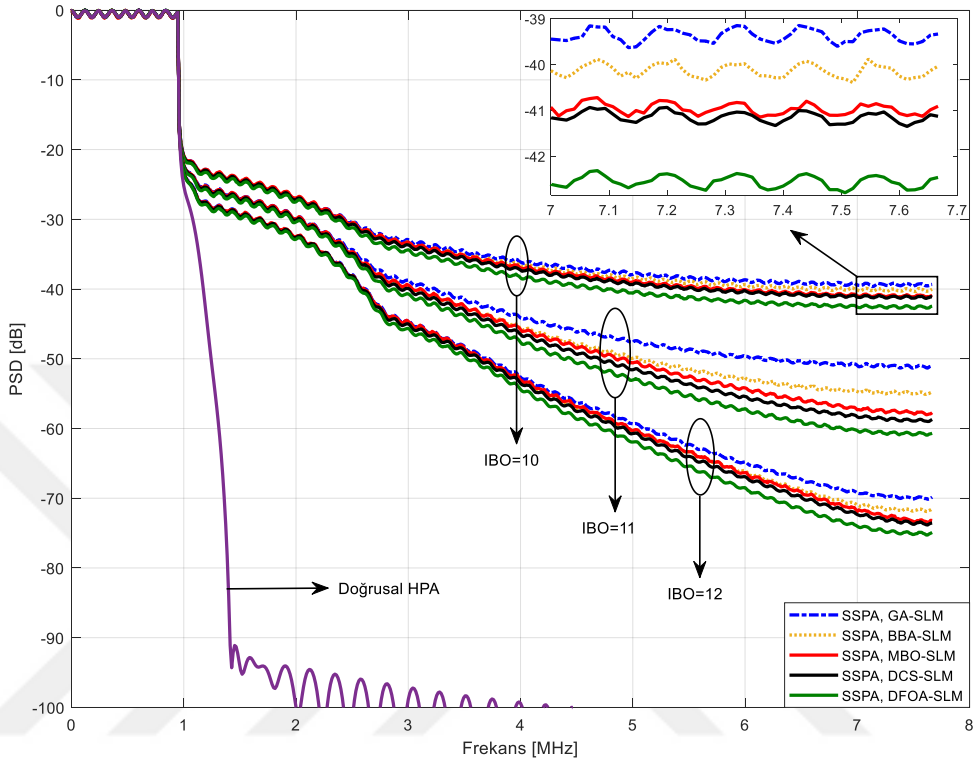
seviyesine ulaşan yöntem olurken, DCS-SLM ve MBO-SLM teknikleri, DFOA-SLM tekniğine göre biraz daha geride kalmıştır. Örneğin CCDF = 10^{-3}'te DFOA-SLM tekniği ile DCS-SLM ve MBO-SLM teknikleri arasında oluşan PAPR farkları sırasıyla 0.11 dB ve 0.23 dB değerlerine eşittir.



Şekil 3.58. Zeki optimizasyon tabanlı SLM tekniklerinin PAPR düşürme performansı bakımından karşılaştırılması.

Şekil 3.59'da, zeki optimizasyon tabanlı SLM tekniklerinin yan lob bastırma performansları, sırasıyla 10 dB, 11 dB ve 12 dB IBO değerleri için elde edilmiş olan PSD eğrileri üzerinden karşılaştırılmıştır. Söz konusu eğrilere göz atılacak olursa, IBO değerinden bağımsız olarak her seferinde en düşük yan lob seviyesine ulaşan PAPR düşürme tekniğinin DFOA-SLM olduğu kolayca görülecektir. DFOA-SLM tekniği ile ulaşılan yan lob seviyesine en çok DCS-SLM tekniği ile yaklaşılırken, bu tekniği çok az bir farkla MBO-SLM yöntemi takip etmektedir. GA-SLM ve BBA-SLM yöntemleri ise, en yüksek yan lob seviyelerine sahip iki yöntem olarak göze çarpmaktadır. Örneğin en düşük yan lob seviyelerine ulaşan üç yöntem IBO = 11 dB için kendi aralarında karşılaştırılacak olursa, yan lob bastırma oranı bakımından birbirine yakın bir performans sergileyen MBO-SLM ve DCS-SLM teknikleri arasında 1.11 dB'lik bir seviye farkı

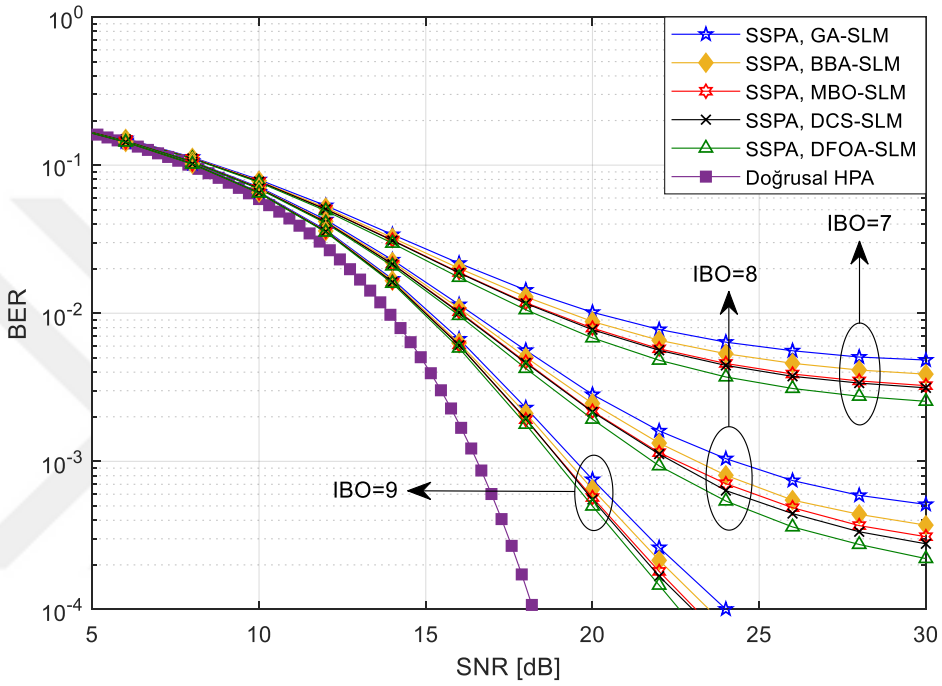
oluşurken, DFOA-SLM tekniğinin MBO-SLM ile arasındaki seviye farkı 2.95 dB değerine eşit olmaktadır.



Şekil 3.59. Zeki optimizasyon tabanlı SLM tekniklerinin PSD performansı bakımından karşılaştırılması ($p = 3$).

Şekil 3.60'da, zeki optimizasyon tabanlı SLM tekniklerinin her birinin SNR [dB] – BER eğrisi sırasıyla IBO = 7 dB, IBO = 8 dB ve IBO = 9 dB için aynı anda tek bir grafik üzerinde elde edilmiş olup, ilgili teknikler bit hata oranı performansı bakımından birbirleriyle karşılaştırılmıştır. Şekle dikkatlice bakılacak olursa, bu tez çalışmasında geliştirilmiş olan MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM teknikleri, her bir IBO değeri için hem GA-SLM hem de BBA-SLM yönteminden daha düşük bit hata oranı seviyelerine ulaşmışlardır. Yan lob bastırma miktarı bakımından birbirine yakın bir performans sergileyen MBO-SLM ve DCS-SLM tekniklerinin bit hata oranı sonuçları da benzer şekilde birbirine oldukça yakın çıkmıştır. DFOA-SLM tekniği ise, MBO-SLM ve DCS-SLM tekniklerinin her ikisini de bit hata oranı performansı bakımından net bir şekilde geride bırakmıştır. Örneğin IBO = 8 dB için MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM tekniklerinin 30 dB SNR değerinde ulaşmış oldukları bit hata oranları sırasıyla

3.10×10^{-4}, 2.78×10^{-4} ve 2.20×10^{-4} değerlerine eşittir. Bu sonuçlardan da anlaşılacağı gibi, DCS-SLM tekniği ile MBO-SLM üzerinde 0.32×10^{-4} kadarlık BER kazancı elde edilirken, DFOA-SLM tekniğinin MBO-SLM ve en yakın takipçisi DCS-SLM yönteminde elde etmiş olduğu BER kazançları sırasıyla 0.90×10^{-4} ve 0.58×10^{-4} değerlerine eşit olmaktadır.



Şekil 3.60. Zeki optimizasyon tabanlı SLM tekniklerinin BER performansı bakımından karşılaştırılması (p = 1).

3.4.4. Zeki Optimizasyon Tabanlı SLM Tekniklerinin Hesaplama Karmaşıklığı Analizi

Bu bölümde, zeki optimizasyon tabanlı SLM tekniklerinin hesaplama karmaşıklığı üzerine ayrıntılı bir matematiksel analiz gerçekleştirilmiştir. Söz konusu tekniklere ait karmaşıklık ifadeleri, PAPR düşürme işlemi boyunca gerçekleştirilen karmaşık çarpım ve karmaşık toplam sayıları hesaba katılarak elde edilmiştir. Karmaşıklık ifadeleri elde edilirken, SLM bloğunun yanı sıra UFMC bloğunun neden olduğu hesaplama yükü de dikkate alınmıştır.

Burada öncelikle geleneksel SLM yönteminin hesaplama karmaşıklığı ile işe başlanacak olup, ardından bu yöntemin gelişmiş versiyonları olan GA-SLM, BBA-SLM, MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM tekniklerinin karmaşıklık ifadeleri elde edilecektir. Geleneksel SLM yönteminin genel karmaşıklık ifadesi elde edilirken, Şekil 2.15'te verilen SLM entegreli UFMC vericisinde karmaşık çarpım ve karmaşık toplam işlemlerine ihtiyaç duyan işlem bloklarının her biri tek tek dikkate alınacaktır. Daha önceki bölümlerden bilindiği üzere, SLM bloğunda gerçekleştirilen IFFT işlemi sayısı, aynı zamanda SLM yönteminin araştırma karmaşıklığına karşılık gelen U değeri tarafından belirlenmektedir. Diğer bir ifade ile, SLM yönteminde U farklı aday sinyalin her birinin PAPR değerini hesaplamak ve ardından en düşük PAPR değerine sahip olan optimum sinyali seçebilmek için, U adet IFFT işlemine ihtiyaç duyulmaktadır. Öte yandan, LN-boyutlu tek bir IFFT işlemi $(LN/2)\log_2(LN)$ adet karmaşık çarpım ve $LN\log_2(LN)$ adet karmaşık toplam işlemleri gerektirmektedir [135]. Tek bir karmaşık çarpımın işlem yükünün dört adet karmaşık toplamın işlem yüküne eşdeğer olduğu kabul edilirse [135], karmaşık çarpım sayısını 4 ile çarpıp elde edilen sonucu karmaşık toplam sayısına ekleyerek tek bir IFFT işleminin genel karmaşıklık ifadesi Denklem (3.23)'te olduğu gibi $3LN\log_2(LN)$ şeklinde sadece karmaşık toplam sayısı cinsinden yazılabilir. Buna göre, SLM bloğunda gerçekleştirilen U adet IFFT işleminin hesaplama karmaşıklığı aşağıdaki gibi olacaktır:

$$n_{top} = 3U(LN)\log_2(LN) \tag{3.37}$$

SLM bloğunun hesaplama karmaşıklığına Bölüm 3.4.2'de sırasıyla FFT ve UFMC blokları için elde edilmiş olan karmaşıklık ifadeleri de eklenerek klasik SLM yönteminin genel karmaşıklık ifadesi aşağıdaki gibi elde edilir:

$$\begin{aligned} C_{SLM} &= \underbrace{3U(LN)\log_2(LN)}_{SLM\ Bloğu} + \underbrace{3LN\log_2(LN)}_{FFT\ Bloğu} \\ &+ \underbrace{3BLN\log_2(LN) + 4BL_f(LN+L_{CP}) + B(L_f-1)(LN+L_{CP}-1) + (B-1)(LN+L_{CP}+L_f)}_{UFMC\ Bloğu} \\ &= (U+B+1)(3LN)\log_2(LN) + (LN+L_{CP})(5BL_f-1) + B - L_f \end{aligned} \tag{3.38}$$

Artık bu aşamadan sonra zeki optimizasyon tabanlı SLM tekniklerinin hesaplama karmaşıklıklarını elde etmek çok daha kolaydır. Bunun için, hangi tekniğin hesaplama

karmaşıklığı elde edilmek isteniyorsa, ilgili tekniğin Tablo 3.15'te verilen araştırma karmaşıklığı ifadesini, geleneksel SLM yöntemine ait genel karmaşıklık ifadesinde yer alan *U* parametresinin yerine yazmak yeterlidir. Bu şekilde yapılarak GA-SLM, BBA-SLM, MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM tekniklerine ait genel karmaşıklık ifadeleri sırasıyla aşağıdaki gibi elde edilir:

$$C_{GA-SLM} = (Pop \cdot Jen + B + 1)(3LN)\log_2(LN) + (LN + L_{CP})(5BL_f - 1) + B - L_f \tag{3.39}$$

$$C_{BBA-SLM} = (YS \cdot iter + B + 1)(3LN)\log_2(LN) + (LN + L_{CP})(5BL_f - 1) + B - L_f \tag{3.40}$$

$$\begin{aligned} C_{MBO-SLM} &= \left[\left(W + (W - H)(F - 1)\right)TC + B + 1\right](3LN)\log_2(LN) \\ &+ (LN + L_{CP})(5BL_f - 1) + B - L_f \end{aligned} \tag{3.41}$$

$$C_{DCS-SLM} = (JenSay + B + 1)(3LN)\log_2(LN) + (LN + L_{CP})(5BL_f - 1) + B - L_f \tag{3.42}$$

$$C_{DFOA-SLM} = (NFC + B + 1)(3LN)\log_2(LN) + (LN + L_{CP})(5BL_f - 1) + B - L_f \tag{3.43}$$

Denklem (3.39-3.43)'te verilen karmaşıklık ifadelerinden anlaşılacağı üzere, herhangi bir tekniğin hesaplama karmaşıklığını diğerlerinden ayıran tek kısım, ilgili tekniğin araştırma karmaşıklığının yer aldığı birinci karmaşıklık bileşenidir. Karmaşıklık ifadelerinin sahip olduğu bu yapı sayesinde, zeki optimizasyon tabanlı SLM yöntemlerinin araştırma karmaşıklıklarını 512 gibi ortak bir değere ayarlayarak genel hesaplama karmaşıklıklarını eşitlemek mümkün hale gelmiştir. Hesaplama karmaşıklıkları eşitlenerek eşit şartlarda gerçekleştirilen simülasyon çalışmalarında, en yüksek PAPR düşürme performansı DFOA-SLM tekniği ile elde edilmiştir.

4. BÖLÜM

TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında WOLA-OFDM, LC-GFDM ve UFMC isimli üç farklı 5G dalga formu adayı için çeşitli PAPR düşürme stratejileri geliştirilmiş olup, söz konusu stratejiler PAPR düşürme performansı, yan lob bastıma oranı ve bit hata oranı performansı bakımından değerlendirilmiştir. Ayrıca geliştirilen her bir yöntemin hesaplama karmaşıklığı üzerine ayrıntılı bir matematiksel analiz gerçekleştirilmiştir.

İlk olarak, WOLA-OFDM dalga formu için DSO-PTS ve DSO-SLM isimli iki yeni PAPR düşürme tekniği geliştirilmiştir. Söz konusu tekniklerde, sembollerin uzantı kısımlarından çakıştırılması sonucu meydana gelen PAPR büyümelerini önlemek amacıyla, herhangi bir WOLA-OFDM sembolünün PAPR minimizasyonu gerçekleştirilirken, ilgili sembolün ön uzantısının bir önceki sembolün arka uzantısı ile çakışması durumu da hesaba katılmaktadır. Bu tekniklerden DSO-PTS, hem klasik PTS hem de GreenOFDM yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. DSO-PTS tekniği, her iki yöntemi de performans olarak geride bırakmakla kalmayıp, GreenOFDM yönteminin hesaplama karmaşıklığında oldukça yüksek bir oranda iyileşme sağlamıştır. Klasik PTS yönteminin hesaplama karmaşıklığında ise önemsiz derecede küçük bir artışa neden olmuştur. Öte yandan sırasıyla klasik SLM ve GreenOFDM yöntemleriyle kıyaslanan DSO-SLM tekniği, çok küçük bir karmaşıklık artışı ile SLM yöntemini performans olarak geride bırakırken, GreenOFDM yöntemine hem performans hem de hesaplama karmaşıklığı bakımından net bir üstünlük kurmuştur. WOLA-OFDM dalga formu için geliştirilmiş olan bu iki yöntemin kendi aralarında yapılan karşılaştırmada ise, DSO-SLM tekniği performans olarak DSO-PTS tekniğini geride bıraksa da, hesaplama karmaşıklığı bakımından yapılan incelemede DSO-SLM tekniğinin DSO-PTS tekniğine göre daha karmaşık bir yöntem olduğu ortaya çıkmıştır.

Sonrasında, CSO-PTS ve CSO-SLM olarak adlandırılan iki farklı PAPR düşürme stratejisi, LC-GFDM dalga formu için geliştirilmiştir. Bu tez çalışmasında özel olarak geliştirilerek hem PTS hem de SLM yöntemine entegre edilmiş olan birikimli sembol optimizasyon (CSO) prosedürü sayesinde, LC-GFDM vericisinde gerçekleştirilen sembollerin toplanması işleminin PAPR yükseltici etkisi sistematik olarak ortadan kaldırılmıştır. CSO-PTS ve CSO-SLM tekniklerinde, sembol optimizasyon işlemi ilk sembolden son sembole kadar sırayla gerçekleştirilir. Ancak, sembollerin toplanması işleminden kaynaklanan PAPR büyümesini önlemek için, herhangi bir GFDM sembolü optimize edilirken, söz konusu sembole gelene kadar optimize edilmiş daha önceki GFDM sembollerinin toplamı da hesaba katılır. Sembollerin toplanması işleminin negatif etkisini ortadan kaldırmak için dikkate alınan sembollerin sayısı, son sembole gelene kadar kümülatif bir şekilde artar. Hem CSO-PTS hem de CSO-SLM tekniklerinde kullanılan CSO prosedürünün performans ve karmaşıklık bakımından sağlamış olduğu avantaj veya dezavantajları ortaya koymak amacıyla, ilgili teknikler sırasıyla klasik PTS ve klasik SLM yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. Bunun yanı sıra, her iki teknik de GreenOFDM gibi etkili bir PAPR düşürme yöntemiyle karşılaştırılarak, söz konusu tekniklerin gerçek seviyeleri hakkında daha net fikirler elde edilmiştir. Yapılan simülasyon çalışmalarına göre CSO-PTS ve CSO-SLM teknikleri sırasıyla PTS ve SLM yöntemlerinden daha iyi bir performans sergilemekle kalmayıp, GreenOFDM yöntemini de performans olarak açık bir farkla geride bırakmışlardır. Söz konusu teknikler, PTS ve SLM yöntemlerinde belirli oranlarda karmaşıklık artışlarına neden olsalar da, her iki teknik de GreenOFDM yönteminde oldukça yüksek oranlarda karmaşıklık kazancı sağlamıştır. CSO-PTS ve CSO-SLM teknikleri birbirleriyle kıyaslandığında ise, daha düşük hesaplama karmaşıklığına sahip olan CSO-PTS tekniğinin, performans olarak CSO-SLM tekniğinin gerisinde kaldığı görülmüştür.

Daha sonra, UFMC dalga formunun PAPR sorununa etkili çözümler üretebilmek amacıyla, DEHO-PTS, DCSA-PTS ve DIWO-PTS olarak adlandırılan üç adet zeki optimizasyon tabanlı PTS tekniği geliştirilmiştir. Söz konusu teknikleri elde etmek için öncelikle EHO, CSA ve IWO algoritmalarının sırasıyla DEHO, DCSA ve DIWO olarak isimlendirilen yeni birer ayrık versiyonu geliştirilmiştir. Ardından bu algoritmaların her biri ayrık uzayda faz optimizasyonu gerçekleştirmek amacıyla klasik PTS yöntemine entegre edilmiştir. Sırasıyla DEHO, DCSA ve DIWO tabanlı faz optimizasyon

işlemlerinin geleneksel PTS performansında ne kadarlık bir iyileşme sağladığını ortaya koyabilmek amacıyla, DEHO-PTS, DCSA-PTS ve DIWO-PTS tekniklerinin her biri hem PAPR düşürme performansı hem de PSD ve BER başarımları bakımından geleneksel PTS yöntemi ile kıyaslanmıştır. Ayrıca, söz konusu teknikler ile ulaşılan PAPR seviyesi hakkında daha net bir fikir edinebilmek ve performans analizine tarafsızlık katmak amacıyla, zaten zayıf bir PAPR düşürme performansına sahip olan klasik PTS yönteminden farklı olarak, TS-PTS ve DFA-PTS isimli iki adet gelişmiş PTS yöntemi daha karşılaştırma amaçlı kullanılmıştır. Eşit şartlarda performans karşılaştırması yapabilmek için, PAPR düşürme tekniklerinin hesaplama karmaşıklıkları birbirine eşitlenmiştir. DEHO-PTS, DCSA-PTS ve DIWO-PTS teknikleri ile hem geleneksel PTS hem de TS-PTS ve DFA-PTS yöntemlerinde kayda değer PAPR kazançları elde etmiştir. Elde edilen PAPR kazançlarına bağlı olarak söz konusu yöntemlerin yan lob seviyelerinde ve bit hata oranlarında da önemli miktarda azalmalar sağlanmıştır. Bu tez çalışmasında önerilen zeki optimizasyon tabanlı PTS yöntemleri arasında DIWO-PTS ve DEHO-PTS, sırasıyla en iyi ve en kötü performans sergileyen yöntem olurken, DCSA-PTS bu iki yöntemin arasında bir performans ortaya koymuştur.

Son olarak, geleneksel SLM yöntemine MBO, DCS ve DFOA algoritmaları faz optimizatörü olarak entegre edilmiş olup, sırasıyla MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM isimli üç yeni PAPR düşürme stratejisi daha UFMC dalga formu için geliştirilmiştir. Burada MBO, herhangi bir komşu çözüm üretme operatörünün rahatlıkla entegre edilebildiği komşuluk tabanlı bir zeki optimizasyon algoritmasıdır. Bu nedenle ayrık uzayda etkili bir çözüm araştırması gerçekleştirebilmek için söz konusu algoritmada ilk defa bu tez çalışmasında komşuluk üretme mekanizması olarak döngüsel bit çevirme prosedürü kullanılmıştır. Geriye kalan iki optimizasyon algoritmasından DCS, standart CS algoritmasının bu tez çalışmasında üretilen ayrık bir versiyonu iken DFOA, literatürde zaten mevcut olan ayrık bir FOA varyantıdır. Söz konusu üç PAPR düşürme stratejisinin performansını değerlendirmek amacıyla geniş kapsamlı bir simülasyon çalışması gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla MBO, DCS ve DFOA tabanlı faz optimizasyonu ile klasik SLM yönteminde sağlanan PAPR kazançlarını ortaya koymak için $PAPR_0$ [dB] – CCDF analizi geçekleştirilmiştir. Bunun yanı sıra, PSD ve SNR [dB] – BER analizleri de simülasyon çalışmalarına eklenerek MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM stratejilerinin performansları üç ayrı kriter bakımından değerlendirilmiştir. Ayrıca, MBO,

DCS ve DFOA algoritmalarının SLM performansında tatmin edici iyileşmeler sağlayıp sağlamadıklarından tam olarak emin olabilmek ve bu algoritmalar kullanılarak geliştirilen PAPR düşürme stratejilerinin etkinliğini ortaya koyan daha ikna edici sonuçlar elde edebilmek için, GA-SLM ve BBA-SLM isimli iki güçlü PAPR düşürme yöntemi, söz konusu stratejiler ile karşılaştırılmak üzere simülasyon çalışmalarına dahil edilmiştir. Diğer taraftan, adil bir performans karşılaştırması gerçekleştirmek amacıyla, her bir PAPR düşürme yönteminin hesaplama karmaşıklığı birbirine eşitlenmiştir. Yapılan simülasyon çalışmalarına göre, MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM stratejilerinden her biri, klasik SLM yöntemi üzerinde GA-SLM ve BBA-SLM yöntemlerine kıyasla açık ara daha fazla PAPR iyileşmesi sağlayarak üstün bir PAPR düşürme performansı sergilemiştir. İlgili stratejilerin PAPR düşürme performansı bakımından sağlamış oldukları üstünlük, güç spektral yoğunluğu ve bit hata oranı performanslarına da yansımış olup, bu iki performans kriteri bakımından da önemli iyileşmeler elde edilmiştir. Bu tez çalışmasında geliştirilmiş olan zeki optimizasyon tabanlı SLM yöntemlerinin kendi aralarından yapılan karşılaştırmalarda ise, DFOA-SLM tekniği en yüksek performans sergileyen yöntem olarak göze çarparken, DCS-SLM bu bakımdan ikinci sırada gelmektedir. MBO-SLM ise performans olarak diğer iki yöntemin gerisinde kalmıştır.

Bu tez çalışmasıyla birlikte geliştirilen DSO-PTS, DSO-SLM, CSO-PTS, CSO-SLM, DEHO-PTS, DCSA-PTS, DIWO-PTS, MBO-SLM, DCS-SLM ve DFOA-SLM isimli PAPR düşürme stratejileri sayesinde 5G dalga formu adaylarından WOLA-OFDM, LC-GFDM ve UFMC'de karşılaşılan PAPR sorununa etkin çözümler getirilerek bu konuda teorik bir alt yapı oluşturulmuştur. Araştırmacılar, bu tezde gerçekleştirilmiş olan çalışmaları örnek alarak, söz konusu üç dalga formu adayının yanı sıra FBMC, f-OFDM vb. gibi diğer 5G dalga formu adayları için çeşitli PAPR düşürme teknikleri geliştirebilirler. Ayrıca bu tez çalışmasının devamı olarak, sırasıyla WOLA-OFDM ve LC-GFDM dalga formlarına özel olarak geliştirilmiş olan DSO-PTS, DSO-SLM, CSO-PTS ve CSO-SLM tekniklerinde çeşitli zeki optimizasyon algoritmaları ile faz optimizasyon işlemi gerçekleştirilerek söz konusu tekniklerin daha düşük araştırma sayıları ile çok daha yüksek PAPR düşürme performansına ulaşmaları sağlanabilir. Bunun haricinde, klasik PTS ve klasik SLM tekniklerinin sırasıyla WOLA-OFDM ve LC-GFDM dalga formlarındaki PAPR düşürme performanslarını artıran DSO ve CSO prosedürlerini TI, TR, serpiştirme vb. gibi farklı yöntemlere entegre ederek, söz konusu

dalga formları için yeni PAPR düşürme teknikleri geliştirmek mümkündür. Ayrıca bu tez çalışmasında UFMC dalga formu için geliştirilen zeki optimizasyon tabanlı PAPR düşürme tekniklerinden, OFDM, MIMO-OFDM, çok taşıyıcılı – kod bölmeli çoklu erişim (MC-CDMA) vb. gibi farklı iletişim teknolojilerinde de faydalanılabilir. Gelecekte yapılabilecek bir başka çalışma olarak, bu tez çalışmasında faz optimizasyonu amacıyla kullanılan DEHO, DCSA, DIWO, MBO, DCS ve DFOA algoritmalarını PTS ve SLM yöntemleri haricinde optimizasyona müsait daha farklı yöntemlere uygulayarak UFMC veya başka bir iletişim teknolojisi için zeki optimizasyon tabanlı yeni PAPR düşürme teknikleri geliştirilebilir.

KAYNAKLAR:

1. Fuente, A., Leal, R. P., Armada, A. G., 2016. New technologies and trends for next generation mobile broadcasting services. **IEEE Communications Magazine, 54** (11): 217-223.
2. Agiwal, M., Roy, A., Saxena, N., 2016. Next generation 5G wireless networks: a comprehensive survey. **IEEE Communications Surveys & Tutorials, 18** (3): 1617-1655.
3. Bega, D., Gramaglia, M., Cano, C. J. B., Banchs, A., Perez, X. C., 2017. Toward the network of the future: from enabling technologies to 5G concepts. **Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 28** (8): 1-12.
4. Lien, S.-Y., Shieh, S.-L., Huang, Y., Su, B., Hsu, Y.-L., Wei, H.-Y., 2017. 5G new radio: waveform, frame structure, multiple access, and initial access. **IEEE Communications Magazine, 55** (6): 64-71.
5. Panwar, N., Sharma, S., Singh, A. K., 2016. A survey on 5G: the next generation of mobile communication. **Physical Communication, 18** (2): 64-84.
6. Akyildiz, I. F., Nie, S., Lin, S.-C., Chandrasekaran, M., 2016. 5G roadmap: 10 key enabling technologies. **Computer Networks, 106**: 17-48.
7. Tsai, C.-W., Lai, C.-F., Vasilakos, A. V., 2014. Future internet of things: open issues and challenges. **Wireless Networks, 20**: 2201-2217.
8. Cimini, L. J., 1985. Analysis and simulation of a digital mobile channel using orthogonal frequency division multiplexing. **IEEE Transactions on Communications, 33** (7): 665-675.
9. Prasad, R., 2004. OFDM for Wireless Communications Systems. Artech House, Norwood, 292 pp.
10. Hwang, T., Yang, C., Wu, G., Li, S., Li, G. Y., 2009. OFDM and its wireless applications: a survey. **IEEE Transactions on Vehicular Technology, 58** (4): 1673-1694.
11. Zhang, X., Chen, L., Qiu, J., Abdoli, J., 2016. On the waveform for 5G. **IEEE Communications Magazine, 54** (11): 74-80.
12. Eeckhaute, M. V., Bourdoux, A., Doncker, P. D., Horlin, F., 2017. Performance of emerging multi-carrier waveforms for 5G asynchronous communications.

EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2017 (29): 1-15.

13. Boroujeny, B. F., 2011. OFDM versus filter bank multicarrier. **IEEE Signal Processing Magazine, 28** (3): 92-112.
14. Nissel, R., Schwarz, S., Rupp, M., 2017. Filter bank multicarrier modulation schemes for future mobile communications. **IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 35** (8): 1768-1782.
15. Qu, D., Lu, S., Jiang, T., 2013. Multi-block joint optimization for the peak-to-average power ratio reduction of FBMC-OQAM signals. **IEEE Transactions on Signal Processing, 61** (7): 1605-1613.
16. Ihalainen, T., Ikhlef, A., Louveaux, J., Renfors, M., 2011. Channel equalization for multi-antenna FBMC/OQAM receivers. **IEEE Transactions on Vehicular Technology, 60** (5): 2070-2085.
17. Vakilian, V., Wild, T., Schaich, F., Brink, S. T., Frigon, J. F., 2013. Universal-filtered multi-carrier technique for wireless systems beyond LTE, pp. 223-228. *IEEE Globecom Workshops (GCWkshps)*, December 9-13, 2013, Atlanta, GA, USA.
18. Wen, J., Hua, J., Lu, W., Zhang, Y., Wang, D., 2018. Design of waveform shaping filter in the UFMC system. **IEEE Access, 6**: 32300-32309.
19. Li, Y., Tian, B., Yi, K., Yu, Q., 2017. A novel hybrid CFO estimation scheme for UFMC-based systems. **IEEE Communications Letters, 21** (6): 1337-1340.
20. Wu, M., Dang, J., Zhang, Z., Wu, L., 2018. An advanced receiver for universal filtered multicarrier. **IEEE Transactions on Vehicular Technology, 67** (8): 7779-7783.
21. Duan, S., Yu, X., Wang, R., 2017. Performance analysis on filter parameters and sub-bands distribution of universal filtered multicarrier. **Wireless Personal Communications, 95**: 2359-2375.
22. Qualcomm Inc., 2016. Waveform candidates, R1-162199, pp. 1-32. April 11-15, 2016, Busan, Korea.
23. Zayani, R., Medjahdi, Y., Shaiek, H., Roviras, D., 2016. WOLA-OFDM: a potential candidate for asynchronous 5G, pp. 1-5. *IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*, December 4-8, 2016, Washington, DC, USA.

24. An, C., Ryu, H. G., 2018. Design and performance comparison of W-OFDM under the nonlinear HPA environment. **Wireless Personal Communications, 98** (1): 983-999.
25. Shaikh, M. H. N., Bohara, V. A., Srivastava, A., 2020. Spectral analysis of a nonlinear WOLA-OFDM system with DPD, pp. 1-4. *National Conference on Communications (NCC)*, February 21-23, 2020, Kharagpur, India.
26. Medjahdi, Y., Zayani, R., Shaïek, H., Roviras, D., 2017. WOLA processing: a useful tool for windowed waveforms in 5G with relaxed synchronicity, pp. 1-6. *IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*, May 21-25, 2017, Paris, France.
27. Shaiek, H., Zayani, R., Medjahdi, Y., Roviras, D., 2019. Analytical analysis of SER for beyond 5G post-OFDM waveforms in presence of high power amplifiers. **IEEE Access, 7**: 29441-29452.
28. Fettweis, G., Krondorf, M., Bittner, S., 2009. GFDM - generalized frequency division multiplexing, pp. 1-4. *IEEE 69th Vehicular Technology Conference*, April 26-29, 2009, Barcelona, Spain.
29. Michailow, N., Matthé, M., Gaspar, I. S., Caldevilla, A. N., Mendes, L. L., Festag, A., Fettweis, G., 2014. Generalized frequency division multiplexing for 5th generation cellular networks. **IEEE Transactions on Communications, 62** (9): 3045-3061.
30. Michailow, N., Datta, R., Krone, S., Lentmaier, M., Fettweis, G., 2012. Generalized frequency division multiplexing: a flexible multi-carrier modulation scheme for 5th generation cellular networks, pp. 1-4. *German Microwave Conference (GeMiC)*, March 12-14, 2012, Ilmenau, Germany.
31. Michailow, N., Krone, S., Lentmaier, M., Fettweis, G., 2012. Bit error rate performance of generalized frequency division multiplexing, pp. 1-5. *IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Fall)*, September 3-6, 2012, Quebec City, QC, Canada.
32. Matthé, M., Mendes, L. L., Fettweis, G., 2014. Generalized frequency division multiplexing in a gabor transform setting. **IEEE Communications Letters, 18** (8): 1379-1382.
33. Abdoli, J., Jia, M., Ma, J., 2015. Filtered OFDM: a new waveform for future wireless systems, pp. 66-70. *IEEE 16th International Workshop on Signal*

Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC), June 28-July 1, 2015, Stockholm, Sweden.

34. Zhang, X., Jia, M., Chen, L., Ma, J., Qiu, J., 2015. Filtered-OFDM enabler for flexible waveform in the 5th generation cellular networks, pp. 1-6. *IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, December 6-10, 2015, San Diego, CA, USA.
35. Chen, H., Hua, J., Wen, J., Zhou, K., Li, J., Wang, D., You, X., 2020. Uplink interference analysis of F-OFDM systems under non-ideal synchronization. **IEEE Transactions on Vehicular Technology, 69** (12): 15500-15517.
36. Zhang, L., Ijaz, A., Xiao, P., Molu, M. M., Tafazolli, R., 2018. Filtered OFDM systems, algorithms, and performance analysis for 5G and beyond. **IEEE Transactions on Communications, 66** (3): 1205-1218.
37. Weitkemper, P., Bazzi, J., Kusume, K., Benjebbour, A., Kishiyama, Y., 2016. On regular resource grid for filtered OFDM. **IEEE Communications Letters, 20** (12): 2486-2489.
38. Matthé, M., Mendes, L., Gaspar, I., Michailow, N., Zhang, D., Fettweis, G., 2016. Precoded GFDM transceiver with low complexity time domain processing. **EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2016** (138): 1-9.
39. Han, S. H., Lee, J. H., 2005. An overview of peak-to-average power ratio reduction techniques for multicarrier transmission. **IEEE Wireless Communications, 12** (2): 56-65.
40. Jiang, T., Wu, Y., 2008. An overview: peak-to-average power ratio reduction techniques for OFDM signals. **IEEE Transactions on Broadcasting, 54** (2): 257-268.
41. Rahmatallah, Y., Mohan, S., 2013. Peak-to-average power ratio reduction in OFDM systems: a survey and taxonomy. **IEEE Communications Surveys and Tutorials, 15** (4): 1567-1592.
42. Tellambura, C., 2001. Computation of the continuous-time PAR of an OFDM signal with BPSK subcarrier. **IEEE Communications Letters, 5** (5): 185-187.
43. Wunder, G., Fischer, R. F. H., Boche, H., Litsyn, S., No, J.-S., 2013. The PAPR problem in OFDM transmission: new directions for a long-lasting problem. **IEEE Signal Processing Magazine, 30** (6): 130-144.

44. Paredes, M. C. P., Grijalva, F., Rodrigez, J. C., Sarzosa, F., 2017. Performance analysis of the effects caused by HPA models on an OFDM signal with high PAPR, pp. 1-5. *IEEE Second Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM)*, October 16-20, 2017, Salinas, Ecuador.

45. Ryu, H. G., Park, J. S., Park, J. S., 2004. Threshold IBO of HPA in the predistorted OFDM communication system. **IEEE Transactions on Broadcasting, 50** (4): 425-428.

46. Bo, A., Zhi-xing, Y., Chang-yong, P., Tao-tao, Z., Jian-hua, G., 2005. Effects of PAPR reduction on HPA predistortion. **IEEE Transactions on Consumer Electronics, 51** (4): 1143-1147.

47. Yıldırım, M., 2018. Kablosuz Haberleşme Sistemlerinde Zeki Optimizasyon Teknikleri ile Tepe Gücü/Ortalama Güç Oranının Düşürülmesi. Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, Kayseri, 115 s.

48. O' Neill, R., Lopes, L. B., 1995. Envelope variations and spectral splatter in clipped multicarrier signals, pp. 75-79. *Sixth IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, September 27-29, 1995, Toronto, ON, Canada.

49. Ochiai, H., Imai, H., 2002. Performance analysis of deliberately clipped OFDM signals. **IEEE Transactions on Communications, 50** (1): 89-101.

50. Thompson, S. C., Proakis, J. G., Zeidler, J. R., 2005. The effectiveness of signal clipping for PAPR and total degradation reduction in OFDM systems, pp. 2807-2811. *IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM '05)*, November 28-December 2, 2005, St. Louis, MO, USA.

51. Wulich, D., Dinur, N., Glinowiecki, A., 2000. Level clipped high-order OFDM. **IEEE Transactions on Communications, 48** (6): 928-930.

52. Ochiai, H., Imai, H., 2000. Performance of the deliberate clipping with adaptive symbol selection for strictly band-limited OFDM systems. **IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 18** (11): 2270-2277.

53. Li, X., Cimini, L. J., 1998. Effect of clipping and filtering on the performance of OFDM. **IEEE Communications Letters, 2** (5): 131-133.

54. Armstrong, J., 2002. Peak-to-average power reduction for OFDM by repeated clipping and frequency domain filtering. **Electronics Letters, 38** (5): 246-247.

55. Li, X., Cimini, L. J., 1998. Effects of clipping and filtering on the performance of OFDM. **IEEE Communications Letters, 2** (5): 131-133.
56. Wang, Y. C., Luo, Z. Q., 2011. Optimized iterative clipping and filtering for PAPR reduction of OFDM signals. **IEEE Transactions on Communications, 59** (1): 33-37.
57. Wang, L., Tellambura, C., 2005. A simplified clipping and filtering technique for PAR reduction in OFDM systems. **IEEE Signal Processing Letters, 12** (6): 453-456.
58. Jones, A. E., Wilkinson, T. A., Barton, S. K., 1994. Block coding scheme for reduction of peak to mean envelope power ratio of multicarrier transmission scheme. **Electronics Letters, 30** (25): 2098-2099.
59. Paterson, K. G., Tarokh, V., 2000. On the existence and construction of good codes with low peak-to-average power ratios. **IEEE Transactions on Information Theory, 46** (6): 1974-1987.
60. Davis, J. A., Jedwab, J., 1999. Peak-to-mean power control in OFDM, golay complementary sequences, and reed–muller codes. **IEEE Transactions on Information Theory, 45** (7): 2397-2417.
61. Daoud, O., Alani, O., 2009. Reducing the PAPR by utilisation of the LDPC code. **IET Communications, 3** (4): 520-529.
62. Wulich, D., 1996. Reduction of peak to mean ratio of multicarrier modulation using cyclic coding. **Electronics Letters, 32** (29): 432-433.
63. Krongold, B. S., Jones, D. L., 2004. An active-set approach for OFDM PAR reduction via tone reservation. **IEEE Transactions on Signal Processing, 52** (2): 495-509.
64. Wang, L., Tellambura, C., 2008. Analysis of clipping noise and tone-reservation algorithms for peak reduction in OFDM systems. **IEEE Transactions on Vehicular Technology, 57** (3): 1675-1694.
65. Li, H., Jiang, T., Zhou, Y., 2011. An improved tone reservation scheme with fast convergence for PAPR reduction in OFDM systems. **IEEE Transactions on Broadcasting, 57** (4): 902-906.
66. Yu, P., Jin, S., 2015. A low complexity tone reservation scheme based on time-domain kernel matrix for PAPR reduction in OFDM systems. **IEEE Transactions on Broadcasting, 61** (4): 710-716.

67. Chen, J.-C., Wen, C.-K., 2010. PAPR reduction of OFDM signals using cross-entropy-based tone injection schemes. **IEEE Signal Processing Letters, 17** (8): 727-730.
68. Wang, W., Hu, M., Li, Y., Zhang, H., 2016. A low-complexity tone injection scheme based on distortion signals for PAPR reduction in OFDM systems. **IEEE Transactions on Broadcasting, 62** (4): 948-956.
69. Wattanasuwakull, T., Benjapolakul, W., 2005. PAPR reduction for OFDM transmission by using a method of tone reservation and tone injection, pp. 273-277. *5th International Conference on Information Communications & Signal Processing*, December 6-9, 2005, Bangkok, Thailand.
70. Han, S. H., Cioffi, J. M., Lee, J. H., 2006. Tone injection with hexagonal constellation for peak-to-average power ratio reduction in OFDM. **IEEE Communications Letters, 10** (9): 646-648.
71. Krongold, B. S., Jones, D. L., 2003. PAR reduction in OFDM via active constellation extension. **IEEE Transactions on Broadcasting, 49** (3): 258-268.
72. Bae, K., Andrews, J. G., Powers, E. J., 2010. Adaptive active constellation extension algorithm for peak-to-average ratio reduction in OFDM. **IEEE Communications Letters, 14** (1): 39-41.
73. Wang, S.-H., Lin, W.-L., Huang, B.-R., Li, C.-P., 2016. PAPR reduction in OFDM systems using active constellation extension and subcarrier grouping techniques. **IEEE Communications Letters, 20** (12): 2378-2381.
74. Yang, Z., Fang, H., Pan, C., 2005. ACE with frame interleaving scheme to reduce peak-to-average power ratio in OFDM systems. **IEEE Transactions on Broadcasting, 51** (4): 571-575.
75. Muller, S. H., Huber, J. B., 1997. OFDM with reduced peak–to–average power ratio by optimum combination of partial transmit sequences. **Electronics Letters, 33** (5): 368-369.
76. Cimini, L. J., Sollenberger, N. R., 2000. Peak-to-average power ratio reduction of an OFDM signal using partial transmit sequences. **IEEE Communications Letters, 4** (3): 86-88.
77. Han, S. H., Lee, J. H., 2004. PAPR reduction of OFDM signals using a reduced complexity PTS technique. **IEEE Signal Processing Letters, 11** (11): 887-890.

78. Jiang, T., Xiang, W., Richardson, P. C., Guo, J., Zhu, G., 2007. PAPR reduction of OFDM signals using partial transmit sequences with low computational complexity. **IEEE Transactions on Broadcasting, 53** (3): 719-724.
79. Yang, L., Chen, R. S., Siu, Y. M., Soo, K. K., 2006. PAPR reduction of an OFDM signal by use of PTS with low computational complexity. **IEEE Transactions on Broadcasting, 52** (1): 83-86.
80. Bauml, R. W., Fischer, R. F. H., Huber, J. B., 1996. Reducing the peak-to-average power ratio of multicarrier modulation by selected mapping. **Electronics Letters, 32** (22): 2056-2057.
81. Wang, C.-L., Ouyang, Y., 2005. Low-complexity selected mapping schemes for peak-to-average power ratio reduction in OFDM systems. **IEEE Transactions on Signal Processing, 53** (12): 4652-4660.
82. Lim, D.-W., No, J.-S., Lim, C.-W., Chung, H., 2005. A new SLM OFDM scheme with low complexity for PAPR reduction. **IEEE Signal Processing Letters, 12** (2): 93-96.
83. Han, S. H., Lee, J. H., 2004. Modified selected mapping technique for PAPR reduction of coded OFDM signal. **IEEE Transactions on Broadcasting, 50** (3): 335-341.
84. Li, C. P., Wang, S. H., Wang, C. L., 2010. Novel low-complexity SLM schemes for PAPR reduction in OFDM systems. **IEEE Transactions on Signal Processing, 58** (5): 2916-2921.
85. Jayalath, A. D. S., Tellambura, C., 2000. Reducing the peak-to-average power ratio of orthogonal frequency division multiplexing signal through bit or symbol interleaving. **Electronics Letters, 36** (13): 1161-1163.
86. Latinovic, Z., Bar-Ness, Y., 2006. SFBC MIMO-OFDM peak-to-average power ratio reduction by polyphase interleaving and inversion. **IEEE Communications Letters, 10** (4): 266-268.
87. Ajami, A.-K., Artail, H. A., Mansour, M. M., 2015. PAPR reduction in LTE-advanced carrier aggregation using low-complexity joint interleaving technique, pp. 675-680. *IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, March 9-12, 2015, New Orleans, LA, USA.
88. Wang, S.-H., Lee, K.-C., Li, C.-P., Li, H.-J., 2013. A low-complexity symbol interleaving-based PAPR reduction scheme for OFDM systems, pp. 4693-4697.

IEEE International Conference on Communications (ICC), June 9-13, 2013, Budapest, Hungary.

89. Taşpınar, N., Şimşir, Ş., 2019. Dual symbol optimization-based partial transmit sequence technique for PAPR reduction in WOLA-OFDM waveform. **International Journal of Communication Systems, 32** (14): 1-16.
90. Şimşir, Ş., Taşpınar, N., 2020. Cumulative symbol optimization-based partial transmit sequence technique for PAPR reduction in low complexity GFDM system. **Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 31** (6): 1-19.
91. Wang, G.-G., Deb, S., Coelho, L. D. S., 2015. Elephant herding optimization, pp. 1-5. *3rd International Symposium on Computational and Business Intelligence (ISCBI)*, December 7-9, 2015, Bali, Indonesia.
92. Elhosseini, M. A., El Sehiemy, R. A., Rashwan, Y. I., Gao, X. Z., 2019. On the performance improvement of elephant herding optimization algorithm. **Knowledge-Based Systems, 166**: 58-70.
93. Ismaeel, A. A. K., Elshaarawy, I. A., Houssein, E. H., Ismail, F. H., Hassanien, A. E., 2019. Enhanced elephant herding optimization for global optimization. **IEEE Access, 7**: 34738-34752.
94. Askarzadeh, A., 2016. A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: crow search algorithm. **Computers and Structures, 169**: 1-12.
95. Meraihi, Y., Gabis, A. B., Ramdane-Cherif, A., Acheli, D., 2021. A comprehensive survey of crow search algorithm and its applications. **Artificial Intelligence Review, 54**: 2669-2716.
96. Hussien, A. G., Amin, M., Wang, M., Liang, G., Alsanad, A., Gumaei, A., Chen, H., 2020. Crow search algorithm: theory, recent advances, and applications. **IEEE Access, 8**: 173548–173565.
97. Mehrabian, A. R., Lucas, C., 2006. A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization. **Ecological Informatics, 1** (4): 355-366.
98. Karimkashi, S., Kishk, A. A., 2010. Invasive weed optimization and its features in electromagnetics. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 58** (4): 1269-1278.

99. Razavi-Far, R., Palade, V., Zio, E., 2015. Invasive weed classification. **Neural Computing and Applications, 26**: 525-539.

100. Akyol, S., Alatas, B., 2017. Plant intelligence based metaheuristic optimization algorithms. **Artificial Intelligence Review, 47**: 417-462.

101. Şimşir, Ş., Taşpınar, N., 2021. A novel discrete elephant herding optimization-based PTS scheme to reduce the PAPR of universal filtered multicarrier signal. **Engineering Science and Technology, an International Journal, DOI**: https://doi.org/10.1016/j.jestch.2021.03.001.

102. Duman, E., Uysal, M., Alkaya, A. F., 2012. Migrating birds optimization: a new metaheuristic approach and its performance on quadratic assignment problem. **Information Sciences, 217**: 65-77.

103. Makas, H., Yumuşak, N., 2016. System identification by using migrating birds optimization algorithm: a comparative performance analysis. **Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Science, 24** (3): 1879-1900.

104. Ulker, E., Tongur, V., 2017. Migrating birds optimization (MBO) algorithm to solve knapsack problem. **Procedia Computer Science, 111**: 71-76.

105. Yang, X. S., Deb, S., 2009. Cuckoo search via Lévy flights, pp. 210-214. *World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC)*, December 9-11, 2009, Coimbatore, India.

106. Yang, X. S., Deb, S., 2010. Engineering optimisation by cuckoo search. **International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation, 1** (4): 330-343.

107. Gandomi, A. H., Yang, X. S., Alavi, A. H., 2013. Cuckoo search algorithm: a metaheuristic approach to solve structural optimization problems. **Engineering with Computers, 29**: 17-35.

108. Ghaemi, M., Derakhshi, M. R. F., 2014. Forest optimization algorithm. **Expert Systems with Applications, 41** (15): 6676-6687.

109. Nguyen, T. T., Lampe, L., 2008. On partial transmit sequences for PAR reduction in OFDM systems. **IEEE Transactions on Wireless Communications, 7** (2): 746-755.

110. Ghaemi, M., Derakhshi, M. R. F., 2016. Feature selection using forest optimization algorithm. **Pattern Recognition, 60**: 121-129.

111. Taşpınar, N., Şimşir, Ş., 2020. An efficient SLM technique based on migrating birds optimization algorithm with cyclic bit flipping mechanism for PAPR reduction in UFMC waveform. **Physical Communication, 43**: 1-13.

112. Şimşir, Ş., Taşpınar, N., 2020. A novel discrete cuckoo search algorithm-based selective mapping technique to minimize the peak-to-average power ratio of universal filtered multicarrier signal. **International Journal of Communication Systems, 33** (18): 1-16.

113. Taşpınar, N., Şimşir, Ş., 2021. Advanced SLM scheme based on discrete forest optimization algorithm for PAPR minimization in UFMC waveform. **Wireless Networks, 27**: 1353-1368.

114. Tani, K., Medjahdi, Y., Shaiek, H., Zayani, R., Roviras, D., 2018. PAPR reduction of post-OFDM waveforms contenders for 5G & beyond using SLM and TR algorithms, pp. 104-109. *25th International Conference on Telecommunications (ICT)*, June 26-28, 2018, Saint-Malo, France.

115. Zayani, R., Shaiek, H., Cheng, X., Fu, X., Alexandre, C., Roviras, D., 2018. Experimental testbed of post-OFDM waveforms toward future wireless networks. **IEEE Access, 6**: 67665-67680.

116. Sendrei, L., Marchevský, S., Michailow, N., Fettweis, G., 2014. Iterative receiver for clipped GFDM signals, pp. 1-4. *24th International Conference Radioelektronika*, April 15-16, 2014, Bratislava, Slovakia.

117. Li, Y., Deng, W., 2018. A novel piecewise nonlinear companding transform for PAPR reduction in GFDM, pp. 1-5. *10th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, October 18-20, 2018, Hangzhou, Zhejiang, China.

118. Sharifian, Z., Omidi, M. J., Farhang, A., Sourck, H. S., 2015. Polynomial-based compressing and iterative expanding for PAPR reduction in GFDM, pp. 518-523. *23rd Iranian Conference on Electrical Engineering*, May 10-14, 2015, Tehran, Iran.

119. Ren, S., Liu, B., Zhang, L., Xin, X., Ullah, R., Rao, L., Zhao, F., Ji, S., Qu, Z., 2017. A random filtering mapping method for PAPR reduction based on generalized frequency division multiplexing, pp. 1-3. *16th International Conference on Optical Communications and Networks (ICOCN)*, August 7-10, 2017, Wuzhen, China.

120. Tiwari, S. O., Paulus, R., 2020. Non-linear companding scheme for peak-to-average power ratio (PAPR) reduction in generalized frequency division multiplexing. **Journal of Optical Communications, DOI**: https://doi.org/10.1515/joc-2020-0174.

121. Jayati, A. E., Wirawan, W., Suryani, T., Endroyono, E., 2019. Partial transmit sequence and selected mapping schemes for PAPR reduction in GFDM systems. **International Journal of Intelligent Engineering and Systems, 12** (6): 114-122.

122. Sim, Z. A., Reine, R., Zang, Z., Juwono, F. H., Gopal, L., 2019. Reducing the PAPR of GFDM systems with quadratic programming filter design, pp. 1-5. *IEEE 89th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Spring)*, April 28-May 1, 2019, Kuala Lumpur, Malaysia.

123. Barba-Maza, L. M., Dolecek, G. J., 2020. PAPR reduction of GFDM system using Xia pulse and OPTS scheme, pp. 774-777. *IEEE 63rd International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS)*, August 9-12, 2020, Springfield, MA, USA.

124. Chintala, V. D., Sundru, A., 2020. An optimal nonlinear companding transform with clipping scheme for universal filtered multicarrier systems. **International Journal of Communication Systems, 33** (16): 1-21.

125. Mabrouk, M. B., Chafii, M., Louet, Y., Bader, F., 2017. A precoding-based PAPR reduction technique for UF-OFDM and filtered-OFDM modulations in 5G systems, pp. 285-290. *23th European Wireless Conference*, May 17-19, 2017, Dresden, Germany.

126. Al-Rayif, M. I., Seleem, H. E., Ragheb, A. M., Alshebeili, S. A., 2020. PAPR reduction in UFMC for 5G cellular systems. **Electronics, 9** (9): 1-15.

127. Baig, I., Farooq, U., Hasan, N. U., Zghaibeh, M., Sajid, A., Rana, U. M., 2019. A low PAPR DHT precoding based UFMC scheme for 5G communication systems, pp. 425-428. *6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*, April 23-26, 2019, Paris, France.

128. Fathy, S. A., Ibrahim, M. N. A., Elagooz, S. S., El-Hennawy, H. M., 2019. Efficient SLM technique for PAPR reduction in UFMC systems, pp. 118-125. *36th National Radio Science Conference (NRSC 2019)*, April 16-18, 2019, Port Said, Egypt.

129. Liu, K., Ge, Y., Liu, Y., 2019. An efficient piecewise nonlinear companding transform for PAPR reduction in UFMC systems, pp. 730-734. *IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*, August 11-13, 2019, Changchun, China.

130. Rong, W., Cai, J., Yu, X., 2017. Low-complexity PTS PAPR reduction scheme for UFMC systems. **Cluster Computing, 20**: 3427-3440.

131. Oppenheim, A. V., Schafer, R. W., Buck, J. R., 1999. Discrete-Time Signal Processing. Prentice Hall, New Jersey, 870 pp.

132. Taşpınar, N., Şimşir, Ş., 2019. PAPR reduction based on partial transmit sequence technique in UFMC waveform, pp. 1-6. *14th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI)*, June 19-22, 2019, Coimbra, Portugal.

133. Şimşir, Ş., Taşpınar, N., 2020. PAPR reduction using selective mapping scheme in universal filtered multicarrier waveform. **International Advanced Researches and Engineering Journal, 4** (3): 233-238.

134. Mestdagh, D. J. G., Monsalve, J. L. G., Brossier, J.-M., 2018. GreenOFDM: a new selected mapping method for OFDM PAPR reduction. **Electronics Letters, 54** (7): 449-450.

135. Yang, L., Soo, K. K., Li, S. Q., Siu, Y. M., 2011. PAPR reduction using low complexity PTS to construct of OFDM signals without side information. **IEEE Transactions on Broadcasting, 57** (2): 284-290.

136. Glover, F., 1986. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. **Computers & Operations Research, 13** (5): 533-549.

137. Bidar, M., Mouhoub, M., Sadaoui, S., 2018. Discrete firefly algorithm: a new metaheuristic approach for solving constraint satisfaction problems, pp. 1-8. *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, July 8-13, 2018, Rio de Janeiro, Brazil.

138. Tolimieri, R., An, M., Lu, C., 1997. Algorithms for Discrete Fourier Transform and Convolution. Springer-Verlag, New York, 268 pp.

139. Davis, L., 1991. Handbook of Genetic Algorithms. Van Nostrand Reinhold, New York, 385 pp.

140. Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., Yang, X. S., 2014. Binary bat algorithm. **Neural Computing and Applications, 25**: 663-681.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı, Soyadı: Şakir ŞİMŞİR
Uyruğu: Türkiye (TC)
Doğum Tarihi ve Yeri:
Medeni Durumu:
Tel:
Fax:
E-mail:
Yazışma Adresi:

EĞİTİM

Derece	Kurum	Mezuniyet Tarihi
Yüksek Lisans	Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı	2015
Lisans	Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü	2011
Lise	Bünyan Anadolu Lisesi, Kayseri	2006

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görev
2018-Halen	Nevşehir Hacı Bektaş Veli Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü	Araştırma Görevlisi
2013-2018	Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü	Araştırma Görevlisi

YABANCI DİL

İngilizce

TEZ KONUSU İLE İLGİLİ SCI/SCI-EXPANDED KAPSAMINDAKİ DERGİLERDE YAYINLANAN MAKALELER

1. Taşpınar, N., Şimşir, Ş., 2019. Dual symbol optimization-based partial transmit sequence technique for PAPR reduction in WOLA-OFDM waveform. **International Journal of Communication Systems, 32** (14): 1-16.

2. Şimşir, Ş., Taşpınar, N., 2020. Cumulative symbol optimization-based partial transmit sequence technique for PAPR reduction in low complexity GFDM system. **Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 31** (6): 1-19.

3. Taşpınar, N., Şimşir, Ş., 2020. An efficient SLM technique based on migrating birds optimization algorithm with cyclic bit flipping mechanism for PAPR reduction in UFMC waveform. **Physical Communication, 43**: 1-13.

4. Şimşir, Ş., Taşpınar, N., 2020. A novel discrete cuckoo search algorithm-based selective mapping technique to minimize the peak-to-average power ratio of universal filtered multicarrier signal. **International Journal of Communication Systems, 33** (18): 1-16.

5. Taşpınar, N., Şimşir, Ş., 2021. Advanced SLM scheme based on discrete forest optimization algorithm for PAPR minimization in UFMC waveform. **Wireless Networks, 27**: 1353-1368.

6. Şimşir, Ş., Taşpınar, N., 2021. A novel discrete elephant herding optimization-based PTS scheme to reduce the PAPR of universal filtered multicarrier signal. **Engineering Science and Technology, an International Journal, DOI**: https://doi.org/10.1016/j.jestch.2021.03.001.

7. Şimşir, Ş., Taşpınar, N., 2021. An improved PTS scheme based on a novel discrete invasive weed optimization algorithm for PAPR reduction in the UFMC signal. Accepted for publication in **Neural Computing and Applications**.

TEZ KONUSU İLE İLGİLİ DİĞER DERGİLERDE YAYINLANAN MAKALELER

1. Şimşir, Ş., Taşpınar, N., 2020. PAPR reduction using selective mapping scheme in universal filtered multicarrier waveform. **International Advanced Researches and Engineering Journal, 4** (3): 233-238.

TEZ KONUSU İLE İLGİLİ ULUSAL/ULUSLARARASI KONFERANS YAYINLARI

1. Şimşir, Ş., Taşpınar, N., 2018. Effect of nonlinear high power amplifier on the spectrum characteristic and BER performance of WOLA-OFDM waveform, pp. 1339-1345. *II. International Scientific and Vocational Studies Congress (BILMES 2018)*, July 5-8, Urgup, Nevsehir, Turkey.

2. Taşpınar, N., Şimşir, Ş., 2019. PAPR reduction based on partial transmit sequence technique in UFMC waveform, pp. 1-6. *14th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI)*, June 19-22, 2019, Coimbra, Portugal.

3. Şimşir, Ş., Taşpınar, N., 2019. Performance analysis of universal filtered multicarrier waveform under solid state power amplifier, pp. 492-498. *III. International Scientific and Vocational Studies Congress (BILMES 2019)*, June 27-30, 2019, Urgup, Nevsehir, Turkey.