



**AYRIK FOURIER DÖNÜŞÜMÜ DAĞILIMLARI KULLANILARAK GÜÇ
SİSTEMİ GEÇİCİ OLAYLARININ DERİN ÖĞRENME İLE
SINIFLANDIRILMASI VE ELEKTRİK ARK OCAĞI SİSTEMİNİN
MODELLENMESİ**

Görkem GÖK

**DOKTORA TEZİ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

AĞUSTOS 2023

ETİK BEYAN

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

- Tez içinde sunduğum verisi, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan veride herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Görkem GÖK

04/08/2023

**AYRIK FOURIER DÖNÜŞÜMÜ DAĞILIMLARI KULLANILARAK GÜÇ SİSTEMİ
GEÇİCİ OLAYLARININ DERİN ÖĞRENME İLE SINIFLANDIRILMASI VE
ELEKTRİK ARK OCAĞI SİSTEMİNİN MODELLENMESİ**

(Doktora Tezi)

Görkem GÖK

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Ağustos 2023

ÖZET

Bu tez çalışması, zaman alanında örneklenmiş güç sistemi verisinin ayırık Fourier dönüşümlerinin genlik ve faz dağılımlarını kullanarak, iki ayrı konuda geliştirilen çözümleri içermektedir. Bunlardan birincisi, Fazör Ölçü Birimi (Phasor Measurement Unit - PMU) frekans ölçüm verisinden güç sistemi geçici olaylarını sınıflandırmada kullanılan derin öğrenme (DL) tabanlı bir sınıflandırma sisteminin eğitim kümesini zenginleştirmek için sentetik veri üretme çalışmasıdır. Sentetik olarak geliştirilmiş eğitim setinin, yalnızca gerçek veri eğitim setinin kullanıldığı duruma kıyasla sınıflandırma başarımını arttırdığı gösterilmiştir. Önerilen sınıflandırma sistemi, özellikle küçük bir eğitim verisi seti mevcut olduğunda, görece düşük frekanslı bir örnekleme ile toplanan PMU ölçümlerinden, yüksek frekans içerikli geçici olayların sınıflandırılmasına yardımcı olmuştur. Sentetik PMU frekans verisi, PMU frekans verisi üzerindeki Ayırık Fourier Dönüşüm (Discrete Fourier Transform - DFT) analiz istatistiklerine dayalı olarak ters DFT kullanılarak üretilmiştir ve sınıflandırmayı gerçekleştiren derin öğrenme sisteminin eğitim kümesine eklenmiştir. Bu şekilde sentetik olarak zenginleştirilmiş eğitim kümesi kullanılarak, derin öğrenme yapısı, güç sistemi geçici olaylarını sınıflandırmak üzere eğitilmiştir. İkinci konu ise, Elektrik Ark Ocaklarının (EAO) dökümden döküme geçen süre boyunca akım davranışının, DFT genlik dağılımlarına bağlı olarak modellenmesidir. Önerilen yöntem, EAO'nun dökümden döküme geçen her bir fazı için (ön-ergitme, ergitme ve arıtma) EAO akım davranışını ayrı ayrı modeller. Model, orijinal ve modellenmiş EAO akım dalgalarının Toplam Harmonik Bozulma (Total Harmonic Distortion - THD) histogramlarını ve kırpışma ölçümlerini karşılaştırarak doğrulanmıştır. Bu model, herhangi bir EAO'nun kurulumu öncesinde çeşitli amaçlarla benzetim ortamında model olarak kullanılabilir. Ayrıca, yalnızca ilk 13 harmonik bileşeni için genlik dağılım parametrelerini ve yüksek dereceli harmonikleri temsil eden tek çevrim uzunluğunda gürültü sinyali kullandığından dolayı diğer tekniklere göre düşük hesaplama yüküne sahip olduğu gösterilmiştir.

Bilim Kodu : 90524

Anahtar Kelimeler : Güç kalitesi, güç sistemi olayları, güç sistemi olay sınıflandırması, derin öğrenme, Gramian Açısıl Alan, sentetik veri üretimi, elektrik ark ocağı (EAO), EAO modellemesi

Sayfa Adedi : 80

Danışman : Prof. Dr. Müslüm Cengiz TAPLAMACIOĞLU

İkinci Danışman : Prof. Dr. Özgül SALOR-DURNA

CLASSIFICATION OF POWER SYSTEM TRANSIENT EVENTS BY DEEP
LEARNING AND MODELING THE ELECTRIC ARC FURNACE SYSTEM USING
DISCRETE FOURIER TRANSFORM DISTRIBUTIONS

(Ph. D. Thesis)

Görkem GÖK

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

August 2023

ABSTRACT

This thesis work provides solutions to two different issues using the amplitude and phase distributions of the discrete Fourier transforms of the sampled power system data. First part of the thesis is focused on generating synthetic data to enrich the training set of a deep learning (DL)-based system to classify power system transients using the Phasor Measurement Unit (PMU) frequency measurements. It has been shown that the synthetically enhanced training set improves classification performance compared to the case where only the data collected in the field is used for training set. The proposed classification system has helped to extract high-frequency transient information out of PMU measurements, which are collected at a relatively much lower rate, especially when a small training data set is available. Synthetic PMU frequency data has been generated based on Discrete Fourier Transform (DFT) analysis statistics on limited size PMU frequency data. The generation of synthetic data has been achieved by resynthesizing the PMU frequency data using inverse DFT, which separately mimics the DFT frequency and phase behavior for each event type. The deep learning framework then has been trained to classify power system transients using a synthetically enriched trainset. The second focus of the thesis work is to model the behavior of Electric Arc Furnace (EAF) currents depending on tap-to-tap time with a method based on DFT amplitude histograms of EAF current waves. The proposed method models the EAF current behavior separately for each phase of the EAF (boring, melting and refining). The model is validated by comparing the Total Harmonic Distortion (THD) histograms and flicker measurements of the original and modeled EAF current waves. The proposed model can be used as an EAF model in the simulation environment for various purposes prior to the installation of an EAF. It has been shown that this method has a low computational load compared to other techniques, as it uses the amplitude distributions for the first 13 harmonic components while using a one-cycle noise signal representing the higher order harmonics.

Science Code : 90524

Key Words : Power quality, power system events, power system event classification, deep learning, Gramian Angular Field, synthetic data generation, electric arc furnace (EAF), EAF modeling

Page Number : 80

Supervisor : Prof. Dr. Müslüm Cengiz TAPLAMACIOĞLU

Co-Supervisor : Prof. Dr. Özgül SALOR-DURNA

TEŞEKKÜR

Doktora çalışmam boyunca gösterdikleri sabır, inanç, cesaretlendirme ve rehberlikleri için Tez danışmanlarım Prof. Dr. Özgül SALOR DURNA ve Prof. Dr. M. Cengiz TAPLAMACIOĞLU'na çok teşekkür ederim.

Doktora çalışmamı destekleyen ve çalışma boyunca karşılaştığımız sorunlar için bilimsel çalışmalar yapmamızı teşvik eden şirketim ASELSAN A.Ş.'ye çok teşekkür ederim.

FNET/GridEye sunucularından PMU geçici verisini doktora çalışması için bizlere sağlayan Dr. Yilu LIU ve Tennessee Üniversitesi'ndeki araştırma ekibine şahsım ve Danışman hocalarım adına teşekkür ederim. Yine, Türkiye Milli Güç Kalitesi Projesi (Proje No:105G129) ölçümleri aracılığıyla sağladıkları Elektrik Ark Ocağı akım verisi sebebiyle Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) Kamu Araştırmaları Destekleme Komisyonu'na (KAMAG) şahsım ve Danışman hocalarım adına teşekkür ederim.

Son olarak, sevgilerini, güvenlerini ve desteklerini her zaman hissettiğim kıymetli aileme teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLERİN LİSTESİ.....	x
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xii
1. GİRİŞ.....	1
2. GÜÇ SİSTEMLERİNDE GEÇİCİ OLAYLAR VE VERİ ÇALIŞMALARI	15
2.1. Geçici (Transient) Olay Kavramı	15
2.1.1. Yıldırım düşmesinden kaynaklanan geçici olaylar	16
2.1.2. Normal anahtarlama geçici olaylar	17
2.1.3. Anormal anahtarlama geçici olaylar	17
2.2. Geçici Olayların Sınıflandırılması: Problem Tanımı	18
2.3. PMU Altyapısı.....	19
3. GÜÇ SİSTEMLERİNDE GEÇİCİ OLAYLARIN SINIFLANDIRILMASI	23
3.1. Kullanılan Derin Öğrenme Mimarisi	23
3.1.1. CNN mimari özellikleri	24
3.1.2. CNN algoritmasının çalışması	24
3.1.3. CNN algoritmasının avantajları	25
3.2. GAF Görüntü Dönüşüm Yöntemi	27
3.3. Küçük Eğitim Seti ile Sınıflandırma Sonuçları.....	28

4. GÜÇ SİSTEMLERİNDE GEÇİCİ OLAYLAR İÇİN SENTETİK VERİ ÜRETİMİ	33
4.1. Sentetik PMU Olay Verisinin Oluşturulması.....	33
4.1.1. DFT fazının etkisi	36
4.2. Sentetik Eğitim Verisi ile Sınıflandırma Çalışmaları.....	38
5. ELEKTRİK ARK OCAĞI (EAO) MODELLEMESİ.....	49
5.1. Önerilen EAO Yöntemi.....	49
5.1.1. EAO akımlarının frekans spektrum dağılımları	50
5.1.2. EAO akım modeli	53
5.1.3. Önerilen EAO modelinin doğrulanması.....	60
5.2. Önerilen EAO Modelinin Olası Uygulama Alanları.....	63
6. TARTIŞMA	65
7. SONUÇ VE ÖNERİLER	67
KAYNAKLAR	73
ÖZGEÇMİŞ	79

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 3.1. Gerçek eğitim veri seti ile sınıflandırma sonuçları.....	31
Çizelge 4.1. Hat Arızası için DFT genliklerinin seçilmiş dağılımları ve parametreleri	35
Çizelge 4.2. Jeneratör Arızası için DFT genliklerinin seçilmiş dağılımları ve parametreleri	38
Çizelge 4.3. Yük Atma için DFT genliklerinin seçilmiş dağılımları ve parametreleri	39
Çizelge 4.4. Hat Arızası için DFT fazının seçilmiş dağılımları ve parametreleri	40
Çizelge 4.5. Jeneratör Arızası için DFT fazının seçilmiş dağılımları ve parametreleri	41
Çizelge 4.6. Yük Atma için DFT fazının seçilmiş dağılımları ve parametreleri.....	42
Çizelge 4.7. Derin Öğrenme eğitim parametreleri	45
Çizelge 4.8. Sentetik olarak desteklenen eğitim seti ile sınıflandırma sonuçları (gerçek eğitim seti veri sayısı 15 iken).....	46
Çizelge 4.9. Sentetik olarak desteklenen eğitim seti ile sınıflandırma sonuçları (gerçek eğitim seti veri sayısı 30 iken).....	47
Çizelge 5.1. EAO işleminin ön-ergitme aşamasındaki temel ve harmonikler için DFT genlik histogramlarının en uygun dağılımları ve karşılıklı parametreleri....	54
Çizelge 5.2. EAO işleminin ergitme aşamasındaki temel ve harmonikler için DFT genlik histogramlarının en uygun dağılımları ve karşılıklı parametreleri....	55
Çizelge 5.3. EAO işleminin arıtma aşamasındaki temel ve harmonikler için DFT genlik histogramlarının en uygun dağılımları ve karşılıklı parametreleri....	56
Çizelge 5.4. Ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamalarının akım dalga formları için THD'sinin ortalamalarının karşılaştırılması	63
Çizelge 5.5. Ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamalarının akım dalga formları için Pst değerlerinin karşılaştırılması	64

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 2.1. Yıldırım düşmesi nedeniyle iki fazda görülen geçici olayı (Voltage (V): Gerilim (V), Time (cycles): Zaman (döngü sayısı)).....	15
Şekil 2.2. Standart yıldırım darbesi.....	16
Şekil 2.3. Yıldırım düşmesinden kaynaklanan geçici olay örnekleri.....	17
Şekil 2.4. Kondansatör enerjilendirmeden kaynaklanan	18
Şekil 2.5. Çift kondansatörlü enerjilendirme ile oluşan geçici olay örneği	18
Şekil 2.6. Üç farklı bozulma türü için PMU frekans ölçümleri (Örnekleme frekansı 10 Hz'dir.).....	20
Şekil 2.7. Kuzey Amerika'daki FNET/GridEye FDR cihazlarının konumları	22
Şekil 2.8. Tez çalışmasında kullandığımız örnek bir FDR cihazı.....	22
Şekil 3.1. Genel bir CNN mimarisi (Input: Girdi, Output: Çıktı, Pooling: Havuzlama, Convolution: Evrişim, Flatten Layer: Düzleştirme Katmanı, Fully Connected Layer: Tam Bağlantılı Katman, SoftMax Activation Function: SoftMax Aktivasyon Fonksiyonu, Feature Maps: Özellik Haritası, Feature Extraction: Özellik Çıkarma, Classification: Sınıflandırma, Probablistic Distribution: Olasılıksal Dağılım)	25
Şekil 3.2. Üç örnek geçici olayın GASF sonuçları	29
Şekil 3.3. Üç örnek geçici olayın GADF sonuçları	30
Şekil 3.4. Kullanılan CNN mimarisi.....	31
Şekil 4.1. DFT analizine dayalı olarak frekans zaman serisi özelliklerinin elde edilmesi. N, olay tipi başına frekans zaman serisi sayısıdır. Bu prosedür her olay türü için art arda tekrarlanır.	34
Şekil 4.2. Her olayın DFT bileşenlerinin genlik histogramları en yakın dağılımların üst üste bindirilmesiyle oluşturulmuştur. (a) Log-normal dağılıma sahip Hat Arızası, Rayleigh dağılımına sahip Jeneratör arızası ve Rayleigh Dağılımı ile Yük Atma (yukarıdan aşağıya) için 6. DFT genlikleri, (b) Log-normal dağılımlı Hat Arızası, Rayleigh dağılımı ile Jeneratör arızası ve Rayleigh Dağılımı ile Yük Atma (yukarıdan aşağıya) için 8. DFT genlikleri.....	35

Şekil	Sayfa
Şekil 4.3. Örnek gerçek veriyle birlikte her olay için yeniden oluşturulmuş sentetik veri örnekleri	43
Şekil 4.4. Hem genlik hem faz için hat arızası olayı kullanıldığı durumda DFT fazının etkisinin gösterimi (Yeşil orijinal hat arızası olayını gösterirken, kırmızı üretilen sentetik olayı göstermektedir.)	44
Şekil 4.5. Genlik için hat arızası, faz için jeneratör arızası olayı kullanıldığı durumda DFT fazının etkisinin gösterimi (Yeşil orijinal hat arızası, mavi orijinal jeneratör arızası olaylarını gösterirken, turuncu üretilen sentetik hat arızası olayını göstermektedir.).....	44
Şekil 4.6. Genlik için hat arızası, faz için yük atma olayı kullanıldığı durumda DFT fazının etkisinin gösterimi (Yeşil orijinal hat arızası, mavi orijinal yük atma olaylarını gösterirken, turuncu üretilen sentetik hat arızası olayı göstermektedir.).....	45
Şekil 5.1. Elektrik şebekesinin saha verisinin toplandığı bölümünün tek hat diyagramı (MP: ölçüm noktası, EAF Transformer: EAO Trafosu)	50
Şekil 5.2. 50 Hz temel frekansın çevrimi başına hesaplanan tek fazlı EAO akım RMS değerleri.....	50
Şekil 5.3. Ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamaları için temel ve ikinci harmonik akımların DFT genlik histogramlarının karşılaştırılması	51
Şekil 5.4. EAO akım modelleme sürecinin blok diyagramı	52
Şekil 5.5. Ön-ergitme aşaması için EAO akımlarının DFT Genlik Histogramları ve temel frekansın (50 Hz) ve 2. ile 13. harmoniklerin karşılık gelen en uygun dağılımları	53
Şekil 5.6. Ergitme aşaması için EAO akımlarının DFT Genlik Histogramları ve temel frekansın (50 Hz) ve 2. ile 13. harmoniklerin karşılık gelen en uygun dağılımları	57
Şekil 5.7. Arıtma aşaması için EAO akımlarının DFT Genlik Histogramları ve temel frekansın (50 Hz) ve 2. ile 13. harmoniklerin karşılık gelen en uygun dağılımları	58
Şekil 5.8. Saha verisinin (mavi) ön-ergitme aşamasının 12. harmonik genlikleri ve yeniden üretilen genlikleri (kırmızı); (a) dağıtımdan doğrudan üretildiğinde (b) aşırı genlik eliminasyonundan sonra.	59
Şekil 5.9. Ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamaları için orijinal ve modellenmiş EAO akım sinyalleri; (a)-(c) tüm işlem aşaması, (d)-(f) seçilen yakınlaştırılmış kısımlar.....	61

Şekil**Sayfa**

Şekil 5.10. Ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamaları için orijinal ve modellenen EAO akım dalga biçimlerine ait THD'lerin karşılaştırılması	62
--	----

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler

Açıklamalar

s	Saniye
us	Mikro Saniye
Hz	Hertz
dk	Dakika
kV	Kilo Volt
ms	Milisaniye
A	Amper
MVA	Mega Volt Amper
GHz	Giga Hertz
GB	Giga Bayt

Kısaltmalar

Açıklamalar

ABD	Amerika Birleşik Devletleri
CNN	Convolutional Neural Network
CPU	Central Processing Unit
DFT	Discrete Fourier Transform
DKDE	Difusion Kernel Density Estimation
DL	Deep Learning
DNN	Deep Neural Network
DRI	Directly Reduced Iron
DT	Decision Trees
DVM	Destek Vektör Makineleri
EAO	Elektrik Ark Ocağı
EEG	Elektroensefalografi
EKG	Elektrokardiyografi
EPFL	École Polytechnique Fédérale de Lausanne

Kısaltmalar**Açıklamalar**

FDR	Frequency Disturbance Recorder
GADF	Gramian Angular Difference Field
GAF	Gramian Angular Field
GAN	Generative Adversarial Networks
GASF	Gramian Angular Summation Field
GMM	Gaussian Mixture Model
GPS	Global Positioning System
GPU	Graphical Processing Unit
LF	Ladle Furnace
LR	Logistics Regression
LSTM	Long-Short Time Memory
ML	Machine Learning
MP	Measurement Point
MTF	Markov Transition Field
MTL-DN	Multi Task Learning Deep Network
PMU	Phasor Measurement Unit
PQ	Power Quality
RAM	Random Access Memory
RAS	Relative Angle Shift
RCNN	Recursive-Convolutional Neural Network
ReLU	Rectifier Linear Unit
RMS	Root Mean Square
RNN	Recursive Neural Network
ROCOF	Rate of Change of Frequency
RBM	Restricted Boltzmann Machine
SVC	Static VAR Compensator
SVM	Support Vector Machines
THD	Total Harmonic Distortion
TSA	Transient Stability Analysis

1. GİRİŞ

Bu tez çalışması, zaman alanında örneklenmiş güç sistemi verisinin ayrık Fourier dönüşümlerinin genlik ve faz dağılımlarını kullanarak, iki ayrı konuda geliştirilen çözümleri içermektedir. Bunlardan birincisi, Fazör Ölçüm Ünitesi (Phasor Measurement Unit - PMU) frekans ölçüm verisinden güç sistemi geçici olaylarını sınıflandırmada kullanılan derin öğrenme (Deep Learning - DL) tabanlı bir sınıflandırma sisteminin eğitim kümesini zenginleştirmek için sentetik veri üretme çalışmasıdır.

Kullanılan veri kaynağı, gerçek PMU frekans ölçümleri olup, özgün bir sentetik veri üretme tekniği ile veri sayısı artırılmaktadır. Sınıflandırma işlemi için de derin öğrenme yönteminden faydalanılmaktadır. Diğer konu ise, Ayrık Fourier Dönüşümü (Discrete Fourier Transform - DFT) genlik histogramlarını kullanarak Elektrik Ark Ocağı (EAO) akımının modellenmesidir. EAO akım eğrisinde bulunan üç ayrı EAO fazı (ön-ergitme, ergitme ve arıtma) ayrı ayrı ele alınarak modellenmiştir ve oluşturulan model ile gerçek akım eğrisi karşılaştırılarak modelin başarısı teyit edilmiştir.

Literatür taraması

Günümüzde çevre dostu enerjiye duyulan ihtiyaç nedeniyle yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımı giderek artmaktadır. Bu durum, güneş ve rüzgâr kaynaklarından sağlanan daha küçük ve dağıtık enerji sistemlerinin yaygın bir şekilde kullanılmasına neden olurken, yenilenebilir enerji kaynaklarının devreye girmesiyle birlikte yeni güç kalitesi sorunları ortaya çıkmaktadır. Gerilim ve akım kalitesinin bir kombinasyonu olan Güç Kalitesi (Power Quality - PQ), gerilim veya akımın olağan (nominal) değerde ya da beklenen değerler aralığında olması anlamına gelir [1]. Güç kalitesi bozulmalarını izlemek için, gerilimin Karekök Ortalama (Root Mean Square – RMS) değeri için uygun karakteristikler ve eşik değerleri belirlenir [2]. Güç sistemi olayları da bu özelliklere göre analiz edilir. Yarım döngüden daha kısa süreli PQ sapmaları genellikle geçici olaylar olarak kabul edilir ve bunların ana nedeni genellikle yıldırım olayı veya anahtarlama'dır. Geçici olaylar kısa süreli ve yüksek frekanslı sapmalardır, bu nedenle veri toplama için örnekleme oranı, analizleri ve sınıflandırmaları için yüksek olmalıdır [1].

Geçici olayların sınıflandırılması için literatürde Karar Ağaçları (Decision Trees - DT) [3-5], Destek Vektör Makineleri (DVM) [4, 5], Ayırık Dalgacık Dönüşümü [5, 6] ve Yapay Sinir Ağları [7] gibi birçok yöntem çalışılmıştır. Ayrıca, DL tabanlı çalışmaların otomatik sınıflandırmadaki başarısının ortaya çıkmasından dolayı, derin öğrenme tabanlı algoritmalar son zamanlarda güç kalitesi olaylarının ve geçici durumların sınıflandırılmasında sıklıkla kullanılmaktadır [8-15].

Yapılan bir çalışmada uyarlanabilir Düzeltici Eylem Planları için tetikleyici olarak geçici istikrarsızlık tespiti için bir konsept yöntem önerilmektedir [3]. Girdi olarak Fazör Ölçüm Birimleri ölçümleriyle, sistem geçici istikrarsızlığı tespiti için bir karar ağacı tekniği uygulanmıştır. Zaman gecikmesinin ve örnekleme senkronizasyonunun etkileri ile Fazör Ölçüm Birimlerinin farklı konumlarının etkisi incelenmiştir. Ayrıca, Karar Ağaçlarının Fazör açısı ve büyüklüğü, arıza öncesi transfer gücü ve ayırık sistem olayları gibi farklı girdi özelliklerinin etkileri de incelenmiştir. IEEE 39-bus, önerilen yöntemleri göstermek ve değerlendirmek için kullanılmıştır. Karar Ağaçlarını kullanan bir diğer çalışmada ise Fazör Ölçüm Birimi ölçümlerine dayalı arıza sonrası sistem dinamik imzasının çevrimiçi tahmini için Karar Ağacı, Takım Karar Ağacı ve çok sınıflı Destek Vektör Makinesinin kullanımını incelenmiştir [4]. Bu çok sınıflı sınıflandırma tekniklerinin performansı geçici bozulma giderildikten sonra jeneratör gruplaması hakkında tahminin ne kadar hızlı yapılabileceği ve tahminin doğruluğu açısından karşılaştırılmıştır. Bu yöntemlerin uygulaması, 16 makineli, 68 veri yolu test sisteminde gösterilmiştir. Sonuçlar, Takım Karar Ağacı yönteminin bozulma sonrası jeneratör rotor açılarının 10 döngü verilerini kullanarak %90'a yakın doğruluk elde ederek ve rotor açılarının 30 döngü verilerini kullanarak %90'ın üzerinde doğruluk elde ederek en iyi performansı gösterdiğini ortaya koymuştur [4].

Destek Vektör Makinesi, Naive Bayes ve k-En Yakın Komşu sınıflandırma yöntemleri ile hat kesintisinin tespiti gerçekleştirilmiş ve bu yöntemlerin performansları benzer bir yayında değerlendirilmiştir [5]. İletim şebekesindeki tek hat kesinti tespiti için veri kaynağı olarak Fazör Ölçüm Birimleri kullanılmıştır. Servis dışı hattın tespiti, temel olarak PMU'ların konumlarındaki voltaj seviyelerindeki değişimlere dayanan bir yaklaşımla gerçekleştirilmiştir. PMU'lar tarafından ölçülen geçici voltaj işaretleri, bu sinyallerin ayırt edici özelliklerini çıkarmak amacıyla Ayırık Dalgacık Dönüşümü yöntemi ile işlenmiştir. Önerilen sınıflandırıcıların etkinliğini göstermek için algoritmalar, PSCAD/EMTDC

uygulamasında uygulanan tipik bir 14-bus ağ modeli ile simüle edilerek eğitilmiş ve test edilmiştir. Patcharoen ve ark. yaptığı çalışmada kapasitör bankası anahtarlama sırasında geçici ani akımlar tarafından tetiklenen arızalar nedeniyle ani aşırı akım rölelerinin arızasını önlemek amacıyla yüksek geçici ani akımları tespit etmek ve sınıflandırmak için Ayırık Dalgacık Dönüşümü tabanlı yeni bir yöntem önerilmektedir. Simülasyon aracı olarak PSCAD ortamında altı geçici hafifletme yöntemi kullanılmıştır. Buradan gelen ani akım sinyalleri, ayırık dalgacık dönüşümleri için girdi seçilerek 1'den 30'a kadar bir ölçeğe, ani akımı tespit etmek için dalgacık katsayısının maksimum değeri kullanılmıştır. Dalgacık ölçeği analizinin standart sapmasının yüksek değeri, yüksek geçici ani akım ile normal kapasitör oranı akımı arasında ayırım yapmak için kullanılmıştır. Elde edilen çıktılar, yeni önerilen yöntemin hem izole edilmiş hem de arka arkaya anahtarlama kapasitör anahtarlama ani akımını yüksek doğrulukla etkili bir şekilde algıladığını ve ayırt ettiğini göstermiştir [6].

Bir diğer çalışmada Fazör Ölçüm Birimi tabanlı bir şema kullanılarak güç kalitesi bozulmalarının tespiti ve sınıflandırılması için yeni bir metodoloji sunulmuştur. Genel olarak, gerilim veya akım sinyallerinin işlenmesi, bir Fazör tahmin modeli kullanılarak yapılırken, sınıflandırma görevi eşik tabanlı kurallar ve bir yapay sinir ağı tarafından gerçekleştirilmiştir. Önerilen yöntem, sentetik sinyaller kullanılarak doğrulanmış ve ardından, gerçek ölçülen sinyaller kullanılarak test edilmiştir [7].

Tan ve ark. tarafından Yığınlanmış Otomatik Kodlayıcıları içeren Evrişimsel Sinir Ağlarına (Convolutional Neural Network - CNN) dayanan Geçici Stabilité Değerlendirmesi (Transient Stability Analysis - TSA) için yeni bir çerçeve önerilmiştir [8]. CNN, görüntüleri ayırt etmek için kullanılan ve otomatik görüntü sınıflandırma, yüz tanıma ve plaka tanıma gibi alanlarda sıklıkla kullanılan derin öğrenme tabanlı bir tekniktir [16, 17]. Gerilim fazörlerine ve bir CNN yapısına dayalı güç sistemi geçici kararlılık değerlendirmesi için başka bir yeni teknik sunulmuştur [9]. Öncelikle görüntü işleme alanında yaygın olarak uygulanan derin öğrenme teknikleri kullanılarak gerilim Fazör karmaşık düzleminde güç sistemi geçici işleminin dinamik bir görüntüsü oluşturmuştur. Ardından CNN ve gerilim Fazör karmaşık düzleminin görüntüsüne dayalı olarak güç sistemi geçici kararlılık hızlı değerlendirme modeli önerilmiştir. Ayrıca, numune dengesizliği problemini çözmek amacıyla numuneyi tamamlamak üzere çok pencereli bir kayan tanıma yöntemi önerilmiştir. Yöntemin geçerliliği ve doğruluğu için IEEE 10

Makine 39 veri yolu sisteminden faydalanılmıştır. Bir diğer çalışmada PMU alan verisi kullanılarak özellik çıkarımı için bir Difüzyon Çekirdek Yoğunluğu Tahmini (Diffusion Kernel Density Estimation - DKDE) ve gerçek zamanlı güç sistemi olaylarının sınıflandırılması için ileri beslemeli Derin Sinir Ağı (Deep Neural Network - DNN) kullanılmıştır [10]. Önerilen yöntem, olasılık yoğunluk fonksiyonları açısından zaman boyunca 3 boyutlu voltaj ve frekans dağılımının şeklini karakterize etmek için farklı olay sınıfları için farklı ölçek, şekil ve yönlendirmeye sahip olan DKDE yöntemini kullanmaktadır. Daha sonra, olay sınıflandırması için çok katmanlı bir derin sinir ağını eğitmek için elde edilen fonksiyonlardan bir dizi istatistiksel özellik türetilmiş ve sınıflandırma için DNN kullanılmıştır. Ayrıca, New York State şebekesine ait dinamik olayların PMU tabanlı zaman alanı verisi kullanılarak sınıflandırılması için derin öğrenme tabanlı bir sınıflandırma aracı olan Uzun Dönem Kısa Hafıza (Long Short Time Memory - LSTM) Sinir Ağı incelenmiştir [11]. Başka bir geçici analiz çalışmasında, ızgara yapısına ayrılmış Kısıtlı Boltzmann Makinesi (Restricted Boltzmann Machine - RBM) ile yeni bir derin inanç ağı modeli kullanılarak gerçekleştirilmiştir [12]. Geçici kararlılık değerlendirmesi, veriye dayalı bir çerçevede incelenmiş, orijinal geçici kararlılık verileri bir derin inanç ağı tabanlı doğrusal olmayan temsil öğrenme yöntemi kullanılarak düşük boyutlu bir temsil alanına gömülmüştür. Spesifik olarak, önce veri dağıtımını öğrenmek için denetimsiz ön eğitim kullanılmış ve ardından RBM parametrelerinde ince ayar yapmak için beklenen sınıflandırma doğruluğu indeksi kullanılmıştır. Elektrik şebekesinin yapısı da öğrenme sürecinde dikkate alınmış olup, temsil uzayında kararsız durumları kararlı olanlardan sınıflandırmak için basit bir doğrusal model kullanılmıştır. Önerilen bu yöntem, Çin'in merkezindeki bölgesel bir güç sisteminde gösterilmiş ve bir Destekleyici Vektör Makineleri (Supported Vector Machines – SVM) karşılaştırmalı değerlendirmesine kıyasla çok daha iyi test sonuçları elde etmiştir. Dong ve ark. tarafından yapılan çalışmada çoklu güç kalitesi dağıtımlarını sınıflandırmak için Çok Görevli Derin Öğrenme Ağı (Multi Task Learning Deep Network - MTL-DN) ile çok görevli bir öğrenme önerilmiştir [13]. İlk olarak çoklu güç kalitesi dağıtımlarının etiketleri, üç öğrenme görevine karşılık gelen üç gruba atanmış ve çeşitli güç kalitesi dağıtımları arasındaki etiket korelasyonları, birbiriyle ilişkili görevlerin ortak öğrenmesinde kullanılmıştır. Birden fazla görevi dengelemek ve tüm görevlerin küresel optimuma ulaşmasını sağlamak için ağırlıklı bir ortak kayıp işlevi benimsenmiştir. Ardından, havuzlama işleminin geçici bozulmalar üzerindeki etkisi göz önüne alındığında, silinen özelliği yeniden oluşturmak ve bunları son sınıflandırma için üst düzey özellikte birleştirmek için bir ters evrişim ağı kullanılmıştır. Son olarak yazarlar

MTL-DN yönteminin geçerliliğini doğrulamak için iki set değerlendirme metriği kullanmış ve üç farklı çok etiketli sınıflandırma yöntemiyle karşılaştırmıştır. Bir başka çalışmada, PMU olaylarını sınıflandırmak için Lojistik Regresyon (LR) ve SVM gibi sınıflandırma modellerinin özelliklerini çıkarmak için kip dinamikleri kullanılmaktadır [14]. Güç sistemi frekans bozukluklarının saptanması için Wang ve ark. yaptığı bir çalışmada iki ayrı CNN'ye girdi olarak görüntü dönüştürülmüş frekans değişim oranı (Rate of Change of Frequency - ROCOF) ve bağıl açı kayması (Relative Angle Shift - RAS) bilgisini kullanmaktadır [15]. ROCOF ve RAS sinyallerinin her ikisi de frekans bozulma olayları için iyi göstergeler olduğundan, bu makale verimli ve doğru bir olay algılama modeli oluşturmak için her iki sinyali de girdi olarak kullanan CNN modelini tercih etmiştir. Önerilen modelin performansını geleneksel olay algılama modeli ve yalnızca frekans CNN modeli ile karşılaştırmak için iki önemli olay türü olan jeneratör arızası ve yük bağlantısının kesilmesi olayları seçilmiştir.

Tatmin edici bir sınıflandırma başarımı için, uygun tasarlanmış bir sınıflandırma algoritmasının yanı sıra, bir güç sistemi veri toplama sistemine sahip olmak çok önemlidir. Güç sisteminden veri elde etmek için güç sistem analizinde sıklıkla kullanılan PMU'ların kullanılması uygun olarak düşünülebilir. PMU cihazları, voltaj sinyallerinden senkron fazörleri (senkrofazör), frekansı ve ölçer [18]. Bununla birlikte, PMU tarafından üretilen tüm verinin elde edilmesinin ve transfer edilmesinin mümkün olmadığı durumlarda, güç sistemini analiz etmek için PMU verisini kullanan DL tabanlı bir sınıflandırma sistemini eğitmek için sentetik veri üretmek gerekir. Literatürde bu tür durumlar için sentetik veri üretmek için birçok yöntem önerilmiştir [19-29]. Sınıflandırma doğruluğunu geliştirmek için Üretken Çekişmeli Ağlar (Generative Adversarial Network - GAN) tabanlı bir PMU veri oluşturma yöntemi önerilmiştir [19]. Sadece sınırlı gerçek gerilim açısı verisi kullanıldığında, sentetik veri üretildiğinde ve hem eğitim setinde hem de test setinde kullanıldığında sınıflandırma başarımının arttığı görülmektedir. Benzer şekilde GAN ile gerçeğe yakın sentetik PMU verisinin üretildiği farklı çalışmalarda da iddia edilmektedir [20-22]. GAN sistem dinamik davranışlarını yakalayan sentetik PMU verileri oluşturmak için gerçek PMU verileriyle eğitilmiştir. PMU verilerini taklit etmek üzere GAN tarafından sıralı üretimi doğrulamak için GAN yönteminin sistem dinamiklerini öğrenme kapasitesi teorik olarak analiz edilmiştir. Ayrıca sentetik PMU verilerini önerilen bir nicel yöntemle değerlendirerek, GAN yönteminin gerçekçi örnekleri sentezleme potansiyeli doğrulanmıştır. PMU verilerini sentezlemek için böyle bir üretken model ilk kez

uygulanmıştır [20]. Bir diğer çalışmada sentetik zaman serisi iletim seviyesi yük verilerinin oluşturulması için bir yöntem sunulmaktadır. Koşullu üretken çekışmeli ağlar, saatlik olarak örneklenen haftalık yük profillerinden oluşan gerçek bir veri kümesinin modellerini öğrenmek ve mevsime ve gereken yük türüne göre talep üzerine benzersiz sentetik profiller oluşturmak için kullanılmıştır. Sentetik verilerin gerçek yüklerin özelliklerini tam olarak yakaladığını ve aşağı akış güç sistemi ve/veya makine öğrenimi uygulamaları için kullanılabileceğini doğrulamak için üretken modelin kapsamlı testi gerçekleştirilmiştir [21]. Dengesiz veri sorununu ele almak için, Ma ve ark. tarafından kararlı ve kararsız veri kümelerinin dağılımını dengelemek amacıyla gerçek kararsız geçici verilerden öğrenerek sentetik kararsız veri kümeleri oluşturmak için GAN kullanılmıştır. PMU verilerinin uzamsal ve zamansal korelasyonlarını öğrenmek amacıyla GAN modelini oluşturmak için bir Tekrarlayan Sinir Ağı ve korelasyon kaybı kullanılır. Diğer veri yeniden örnekleme yöntemleriyle karşılaştırıldığında, geliştirilen GAN modelinin dengesiz bir eğitim veri kümesi sorununu ele aldığını ve geçici analizi için daha doğru makine öğrenimi tabanlı algoritmalarla sonuçlandığını göstermektedir. Ayrıca, kaynak girdilerinin rastgele varyasyonlarının kullanıldığı bir benzetim platformu yardımıyla büyük sentetik veri kümeleri oluşturulmuştur [23]. Bir diğer çalışmada, EAO akım harmoniklerinin istatistikleri kullanılarak büyük bir EAO akım veri seti üretilmiştir. Bir EAO tesisini besleyen bir trafo merkezinde, EAO işletiminin kademedan kademeye süresi boyunca kaydedilen EAO akım verileri, harmonik bileşen genlikleri ve fazları açısından incelenmiştir. Ardından, gerçek EAO davranışını taklit eden mevcut harmoniklerin istatistiklerine dayalı olarak önemli ölçüde daha büyük miktarda EAO akım verisi yeniden oluşturulmuş ve bu sentetik veriler derin öğrenme tabanlı harmonik tahminciyi eğitmek için kullanılmıştır. Bu tahmin edici, tahmin işlemi sırasında herhangi bir zaman veya frekans alanı özelliğini hesaplamadan harmoniklerin hem genliklerini hem de fazlarını tahmin edebilmektedir [24]. Başka bir çalışmada hem analitik hem de Makine Öğrenimi (Machine Learning - ML) tabanlı yöntemler yardımıyla PMU'ların gürültü örüntülerini kullanarak gerçekçi PMU sinyalleri üretmek için yeni bir yöntem önerilmiştir [25]. Hem analitik hem de makine öğrenmesi temelli olan bu yöntem daha doğru sistem temsilleri elde etmek için bir son kullanıcı uygulaması tarafından kullanılabilen bir özellik olan sensörün model doğruluğunda önemli bir artış sağlamıştır. Daha sonra sensör gürültü profillerini çıkarmak için École Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL) mikro şebeke kampüsünden mikro PMU verilerine uygulanmış ve gerçek sinyallerde bulunan gürültü özelliklerini taklit etmek için test edilen bir derin öğrenme modelini eğitmek için

kullanılmıştır. Sajan ve ark. tarafından gerçekçi gürültü ve distorsiyon etkilerini dikkate alarak sentetik ağdan PMU verisi üretmek için başka bir yöntem önerilmiştir. Verilen sentetik ağ için gerçekçi senkrofazör verilerinin yanı sıra olay ve kötü veri algılama ve sınıflandırma algoritmaları oluşturmak için bir yöntem sunulmuştur. Geliştirilen algoritmalar, anormallikleri tanımlamak için Bayes ve değişim noktası tekniklerini, olay lokalizasyonu için istatistiksel bir yaklaşımı ve olay sınıflandırması için çok adımlı kümeleme yaklaşımını içermektedir. Geliştirilen algoritmalar, bir IEEE test sistemi için arızalar ve yük/jeneratör/kapasitör varyasyonları/anahtarlama dahil olmak üzere çok sayıda güç sistemi olayı örneği için tatmin edici sonuçlarla doğrulanmıştır. Carreno ve ark. yaptığı çalışmada bir stokastik model kullanarak bir solar PMU veri üretici geliştirmiştir. Ayrıca, sentetik veri oluşturmak için kullanılacak özellik çıkarımına odaklanılan çalışmalar literatürde mevcuttur [28-29]. Girdi verilerinin hazırlanmasına odaklanarak serbestçe erişilebilen ve paylaşılabilen PMU verilerini sentezlemek için bir metodoloji geliştirilmiştir. Talep ve üretim tarafındaki girdi verilerinin zaman serileri, farklı hizmetlerden ve istatistiksel analiz yöntemlerinden elde edilen genel veriler kullanılarak üretilmiştir. Sentetik elektrik şebekesi modellerini genişletmek için ayrıntılı yük dinamiği modellenmesi de yapılmıştır [28]. Bir diğer çalışmada PMU'dan türetilmiş veri ölçümleriyle ilişkili temel özellikler, büyük miktarlarda sentetik güç sistemi verilerinin üretilmesinde girdi değerlendirmeleri için analiz edilmektedir. Güç sistemi operasyonlarındaki rasgele dinamiklerin, salınımlı içeriklerin ve kötü verilerin yaygınlığının bir sonucu olarak PMU verilerinde var olan değişkenlikler sunulmuştur [29].

Yukarıda bahsedilen tüm bu araştırma çalışmaları, DL tabanlı bir sistemi eğitmek için sınırlı veya hiç saha verisi olmadığında sentetik veri üretme ihtiyacını göstermektedir. Birinci konunun ana odak noktalarından bir tanesi, sınırlı saha veri durumları için bir geçici olay sınıflandırma sisteminin başarımını artıracak, düşük hesaplama karmaşıklığına sahip sentetik bir veri oluşturma yöntemi geliştirmektir.

Derin öğrenme tabanlı sınıflandırma çalışmalarında özellik çıkarımı, sınıflandırma başarımını önemli ölçüde etkilediği için sürecin önemli bir parçasıdır. Literatürde tek boyuttan iki boyutlu görüntü verisi üretmek son yıllarda derin öğrenme algoritmalarına girdi olarak sıklıkla kullanılmaktadır [30-40]. İlk çalışmada güç sistemi geçici sınıflandırma problemi için görüntü dönüşümü tabanlı bir derin öğrenme yöntemi üzerine bir çalışma sunulmuştur. Orijinal PMU verisi, Gramian Açısallık Alan (Gramian Angular

Field - GAF) adı verilen görüntü gömme yöntemiyle görüntü dosyalarına dönüştürülür. Derin öğrenme tabanlı sınıflandırıcı olarak CNN ve DNN kullanıldığında, bu yöntemlerin bilinen iki algoritmaya (DT ve SVM algoritmalarına) üstünlüğü kanıtlanmıştır [30]. Benzer şekilde GAF, Markov Geçiş Alanları (Markov Transition Fields - MTF) ve GAF-MTF kombinasyonlu görüntü dönüştürme yöntemlerinin kullanıldığı Tiled CNN tabanlı sınıflandırma çalışmasının sonuçları, bu yöntemlerin diğer iyi bilinen yaklaşımlarla rekabet edebilecek başarılı sonuçlara sahip olduğunu göstermektedir [31].

Islam ve ark. yaptığı çalışmada, derin öğrenme ve geliştirilmiş beta bant seçim yöntemi ile mevcut düşük sınıflandırma doğruluğu sorunu ele alınmıştır. Denek bir kelimeyi doğrudan söylemek yerine söylediğini hayal ettiğinde, beyindeki elektriksel uyarımda değişiklikler olur ve beynin bu elektriksel uyarıları Elektroensefalografi (EEG) sinyal kayıt cihazı kullanılarak kaydedilmektedir. Kaydedilen EEG verileri daha sonra görüntülerle ilgili aktiviteden sorumlu olan beta bant seçimi için Çift Ağaç Karmaşık Dalgacık Dönüşümü kullanılarak işlenir. Derin Evrişimli Sinir Ağlarından (Deep Convolutional Neural Network - DCNN) yararlanılması amacıyla, zaman serisi EEG verileri GAF iki versiyonu kullanılarak görüntülere dönüştürülmüştür. Bu yöntemler, Gramian Açısıl Toplama Alanı (Gramian Angular Summation Filed - GASF) ve Gramian Açısıl Fark Alanı (Gramian Angular Difference Field - GADF)'dır. Daha sonra bu görüntüler, görüntü sınıflandırması için DenseNet'e beslenmiştir. İki farklı görüntü oluşturma tekniği arasında GADF, %90,68 ile en iyi ortalama sınıflandırma doğruluk oranına sahip olmuştur [32]. Benzer şekilde bilgisayar görüsündeki gelişmelerden esinlenerek, Elektrokardiyografi (EKG) sinyallerini gürültü giderme olmadan görüntüleyerek miyokard enfarktüsünün otomatik tespiti için yeni bir yaklaşım önerilmiştir [33]. EKG zaman serisi ilk olarak GADF yöntemi kullanılarak görüntülere dönüştürülmüştür. Ardından işlenen görüntüler doğrusal sınıflandırıcılarda iyi performans göstermesi kolay olan seyrek yüksek boyutlu özellikleri çıkarmak için temel bileşen analiz ağına tabi tutulmuştur. Başka bir çalışmada bilgisayarlı görü alanındaki derin öğrenmenin son zamanlardaki başarılarından esinlenerek, zaman serilerini farklı görüntü türleri olarak kodlamak için GASF/GADF ve MTF tabanlı yeni görüntü dönüştürme yöntemleri önerilmiştir. Bu yöntem, zaman serisi sınıflandırması ve değerlendirme için bilgisayarla görme tekniklerinin kullanılmasını sağlamıştır. Ayrı ayrı ve bileşik GASF-GADF-MTF görüntülerinden özellik çıkarımı için 20 standart veri kümesinde Döşemeli Konvolüsyonel Sinir Ağları kullanılmıştır. Mevcut en iyi zaman serisi sınıflandırma yaklaşımlarından dokuzu ile karşılaştırıldığında oldukça rekabetçi

sonuçlar elde edilmiştir [34]. Bir diğer çalışmada ise görüntü sınıflandırma algoritmalarının, özellikle evrişimli sinir ağlarının etkileyici başarısı dikkate alınarak trafik durumunu görüntüler ile öğrenerek karayolu trafik olaylarını tespit etmek için yeni bir yöntem önerilmiştir. Bağlantı hızı zaman serisi verilerini görüntülere dönüştürmek için önceki yöntemlere benzer şekilde Gramian Açısıl Fark Alanı ile Parçalı Toplama Yaklaşımı algoritmaları kullanılmıştır [35].

Yang ve ark. tarafından yapılan çalışmada benzer şekilde zaman serisi verilerini iki boyutlu görüntülere kodlamak ve çoklu zaman serisi sınıflandırma problemini çözmek için görüntüleri tek bir görüntüde birleştirmek için bir yöntem önerilmektedir. Bu araştırmada, zaman serilerini görüntülere kodlamak için GASF ve GADF uygulanmıştır. Ayrıca, birden çok görüntüyü tek bir görüntüye toplayan bir görüntü toplama yöntemi önerilmektedir. Dönüşüm ve agregasyondan sonra, iki boyutlu görüntüler, sınıflandırma için bilgisayarla görme problemlerinin çözümünde öne çıkan CNN'den geçirilmiştir [36]. Bir diğer çalışmada, Amerika Birleşik Devletleri (ABD) pazarının gelecekteki eğiliminin tahmini için Standard & Poor's 500 endeksi geleceği ile ilgili zaman serilerinden oluşturulan GAF görüntüleri üzerinde eğitilmiş bir CNN topluluğundan yararlanılmaktadır. Her bir CNN'yi beslemek için çok çözünürlüklü bir görüntüleme yaklaşımı kullanılmış ve tek bir gözlem için farklı zaman aralıklarının analizi sağlanmıştır [37]. Benzer bir çalışmada görüntü tabanlı GASF/GADF ve MTF zaman serisi kodlama yaklaşımlarını kullanarak okalıptüs bölgelerinin bulunması desteklenmektedir. Bu yöntemleri farklı derin öğrenme teknikleri ile kombinleyerek karşılaştırmalı sonuçlar elde edilmiştir [38].

Choi ve ark. tarafından yapılan bir çalışmada önceki çalışmalardan farklı olarak zaman serisi görüntüleme için mesafe görüntüsü adı verilen bir dönüştürme yöntemiyle birlikte yeni bir GAN tabanlı anormallik algılama ve yerelleştirme çerçevesi önerilmiştir. Burada amaç, bir dizi uzak görüntüyü bir sonraki uzak görüntüye eşlemeyi öğrenmektir. Çok değişkenli zaman serisini iki boyutlu (2B) görüntüye dönüştürmek, kodlayıcı ve kod çözücü yapısından yararlanmayı sağlamaktadır. Özellikle, bir dizi görüntüde noktasal Evrişimli kodlayıcı, her bir değişken arasındaki korelasyonun yanı sıra, her bir zaman serisi verisinin zamansal bilgisinin kodlanmasını sağlamaktadır. Sonuç olarak, bir artık görüntü ve bir anomali skoru fonksiyonu yürütülerek bir anormallik saptanabilmektedir [39]. Bir başka çalışmada ise derin öğrenme yaklaşımına dayalı olarak elektrik şebekelerinin güç kalitesi olaylarının sınıflandırılması için yeni bir yöntem sunulmuştur. Mevcut güç kalitesi

olay verisi analiz tekniklerinin aksine, güç kalitesi olaylarının örneklenmiş gerilim verileri kullanılmamış, ancak üç fazlı güç kalitesi olay verilerinin görüntü dosyaları sınıflandırılması, görüntüye derinlemesine eğilme yaklaşımının başarısından yararlanılarak analiz edilmiştir. Bu nedenle, önerilen yaklaşımın yeniliği, güç şebekesinin üç fazının gerilim dalga biçimlerinin görüntü dosyalarının sınıflandırılmasıdır [40].

Mevcut tez çalışmasının ikinci temel konusu olan EAO modellemesi için literatürü vermeden önce EAO'nun tanımını yapmak ve prosesi hakkında bilgi vermek uygun olacaktır. EAO, çelik veya diğer alaşımları üretmek için hurda metal veya doğrudan indirgenmiş demir (Directly Reduced Iron - DRI) gibi bir malzeme yükünü ısıtmak ve ergitmek için bir elektrik arkı kullanan bir fırındır. EAO'lar, 240 MVA kadar yüksek güçler talep edebilen ve EAO içindeki sıcaklık 2000 santigrat dereceye kadar çıkabilen hurda metali ergitmek için elektrik arklarından yararlanır, bu nedenle kullanımları, önemli güç kalitesi sorunları, toz ve atık gaz üretimi, soğutma suyu talebi ve cüruf oluşumu gibi bazı olumsuz çevresel etkilere neden olabilir. Ardı ardına gelen elektrik arkı oluşumlarını içeren EAO işlemi doğası gereği özellikle ilk fazında yüksek akımlarda hızlı ve oldukça büyük akım değişimlerini içerir. Zararlı sonuçlarına rağmen, EAO çelik üretimi için oldukça verimli ve esnek bir süreçtir ve çelik endüstrisinde yaygın olarak kullanılmaktadır. EAO'nun eritme işleminin üç ana aşaması vardır: Ön-ergitme, ergitme ve arıtma. Ön-ergitme, katı hurda metalin fırına yüklendiği ve ergitme sürecini başlatmak için hurdanın ortasında bir elektrik arkının başlatıldığı ilk aşamadır. Bu aşamada, akım kaotik davranır ve güç kalitesi üzerinde önemli bozulmalar gözlenir. Hurdada bir delik oluştukça, elektrik arkı daha kararlı hale gelir, ancak katı, erimemiş hurdanın varlığı nedeniyle akım kararsız kalır. Bu aşamaya ergitme denir. Arıtma, fırındaki tüm malzemenin sıvı olduğu son aşamadır ve süreci üçü arasında en kararlı hale getirir. Arıtma sırasında ark uzunluğu ve akım talebi, ön-ergitme veya ergitme kadar değişmez [41].

EAO'lar son derece büyük ve maliyetli tesislerdir ve kurulumdan önce sistem üzerindeki etkilerini gözlemlemek için bir benzetim ortamında modellenmesi ve benzetilmesi çok önemlidir. Bu nedenle EAO modelleme konusu literatürde her dönem sıklıkla ele alınmıştır. Öte yandan, ark ocaklarının modellenmesi ve benzetimi, sürecin oldukça dinamik ve doğrusal olmayan doğası nedeniyle karmaşık ve zorlu bir iştir. Son yıllarda araştırmacılar, ark ocağı operasyonunu daha iyi anlamak ve eniyilemek için modeller ve benzetim teknikleri geliştirmede önemli ilerleme kaydetmişlerdir [42-56]. Bir ark fırınında

ark uzunluğunu düzenlemek için yeni bir yan fazlı elektromekanik bulanık kontrol sistemi önerilmiştir. Yazarlar, sistemin farklı çalışma koşulları altındaki davranışını keşfetmek ve optimum kontrol parametresi ayarlarını belirlemek için benzetim çalışmalarını kullanmaktadır [42]. Benzer şekilde, fırın çalışmasının güç kalitesi üzerindeki etkisini değerlendirmek için kullanılan kapsamlı bir ark ocağı modeli sunulmaktadır. Optimizasyon teknikleri, ark ocağı modellemesinde de yaygın olarak uygulanmaktadır [43]. Torquato ve ark. yaptığı çalışmada, aynı anda fırın başarımını optimize etmek ve çevresel etkiyi azaltmak için çok amaçlı bir optimizasyon yaklaşımı kullanmaktadır [44]. Bir başka çalışmada şaft tipi ark ocakları için hem ekonomik hem de çevresel faktörleri dikkate alan geliştirilmiş bir optimizasyon metodolojisi önermektedir [45]. Modelleme ve optimizasyona ek olarak, derin öğrenme ve sinir ağları gibi makine öğrenimi teknikleri de ark ocağı modellemesine uygulanmıştır. Doğrudan dalga biçimi örneklerinden harmonik tahmini için kullanılabilen ark ocağı akım harmoniklerinin istatistiksel modellerini geliştirmek için derin bir öğrenme çerçevesi literatürde kullanılmıştır [24]. Benzer şekilde, EAF modellemesinde üç yapay sinir ağı tabanlı bir modelin uygulamasını bir diğer çalışmada sunulmaktadır [46]. Amaç, literatürdeki diğer derin öğrenme yöntemlerine kıyasla yapı olarak basit olan sinir ağı modellerini sağlamaktır. İlk iki model, çok katmanlı algılayıcı ağlar üzerine kurulmuş, sonuncusu ise Hammerstein-Wiener modeline dönüştürülmüş bir diferansiyel denklem yardımıyla doğrusal olmayan bir otoregresif dışsal model uygulamıştır. Buna göre her bir yaklaşım için ölçüm verileri ile EAF modellemesi gerçekleştirilmiştir.

İllahi ve ark. tarafından yapılan çalışmada gerilim ve akım dalga formlarını tahmin etmek ve fırının çeşitli koşullar altında performansını değerlendirmek için elektrik ark ocağı parametrelerinin tahmini amacıyla yeni birçok amaçlı optimizasyon tekniği önerilmiştir. Çok amaçlı optimizasyon tekniği, elektrik ark ocağı modelinin performansını artırmak için aynı anda sönüm voltajı arızasını ve ark direnci arızasını en aza indirmektedir. Önerilen optimizasyon modeli, gerçek akım ve gerilim verilerini kullanarak elektrik ark fırınının doğrusal olmayan zamanla değişen direnç modelinin parametrelerini tahmin etmek için bir genetik algoritma ve ark uzunluğunun stokastik varyasyonunu kullanmıştır. Suudi Arabistan'daki bir çelik tesisinden elde edilen gerçek veriler kullanılmış olup, optimizasyon MATLAB/SIMULINK ortamında yapılmış model ise PSCAD/EMTDC ortamında geliştirilmiştir [47]. Bir diğer çalışmada ise Elektrik ark ocağının modellenmesinde Chua'nın Kaotik Devresinin gerilim kırpışma modeli ve ark uzunluğunun

diferansiyel denklemleri kullanılmıştır. Buna uygun olarak elektrik ark ocağı modeli uygulanarak güç sisteminde tasarım ve yerleşim planı yapılmıştır. Elektrik ark ocağı modelini güç sistemine uygulamadan önce, elektrik ark ocağının v-i karakteristiği, harmonikler, kırpışma ve diğer ön kurulum gereklilikleri şebeke yönetmeliğinde belirtildiği gibi incelenmiştir [48].

Literatürde ark ocağı modelleme çalışmasında voltaj ve akım (V-I) alan verilerine dayalı bir EAO sisteminin matematiksel bir modeli önerilmiştir [49]. Önerilen yöntem, gerçek EAO sistemlerinin ölçüm profilinden türetilen elips denklemi kullanılarak formüle edilmiştir. Ayrıca, potansiyel endüstriyel uygulamalar için bir EAO'yu gerçekçi bir şekilde tasarlamak amacıyla eritme işlemlerine (ön-ergitme, ergitme ve arıtma) karşılık gelen harmonikler ve güç modeli bilgilerini sunmaktadır. Bir diğer çalışmada, güç dengesi denkleminde dayalı bir rasgele diferansiyel denklem kullanılarak EAO modellemesi gerçekleştirilmiştir. Önerilen yaklaşım, mevcut katsayıların yerine stokastik süreçlerin getirilmesi yoluyla modeli oluşturmaktadır. EAO çalışma döngüsünün ergitme aşamasında kaydedilen ölçüm verileri (gerilim ve akım dalga biçimleri) yardımıyla EAO model katsayılarının tahmin edilmesini sağlamaktadır. Tahmin işlemi, giriş sinyalinin tanımlı çerçevelerinin her birine iteratif olarak uygulanan Monte Carlo yöntemi ve genetik algoritma ile gerçekleştirilmiştir. Tahmin edilen bu katsayılar, zaman değişkenliği, değerlerinin ve artışlarının olasılık dağılımları açısından analiz edilmiştir [50]. Benzer şekilde, verimliliği artırmak ve enerji tüketimini azaltmak için EAO'ya ait en uygun kontrol profillerini tanımlamayı amaçlayan bir EAO optimizasyon çerçevesi başka bir çalışmada sunulmaktadır. Bu çerçeve, kontrol edilebilir kayıpları en aza indirmeyi ve banyoya enerji transferini en üst düzeye çıkarmayı ve sonuç olarak işletme maliyetlerini en aza indirmeyi amaçlamaktadır. Bu, EAF girdilerinin, yani trafo gücü, oksijen püskürtme ve karbon ilavesinin daha iyi çalıştırılmasıyla elde edilmiştir. Bu optimizasyon yöntemi gerçek EAF sürecine paralel olarak çevrimiçi olarak yürütülmesi amaçlanan model tabanlı bir yöntem olarak tasarlanmıştır ve yeterince düşük hesaplama karmaşıklığı elde etmek ve keyfi zaman aralıklarıyla süreç optimizasyonuna izin vermek için uç nokta kısıtlamaları yerine yol kısıtlamaları kullanılmıştır [51].

Bu çalışmada alıntılanan diğer makaleler de [52-56], ark fırınlarının modellenmesi ve benzetimi için kullanılabilecek çeşitli yaklaşımları ve fırın başarımını optimize etmek ve çevresel etkiyi azaltmak için bu tekniklerin potansiyel faydalarını göstermektedir. Bu

amaçla Paranchuk ve ark. tarafından bir ark çelik üretim fırınının üç fazlı arklarının uzunluklarını düzenlemek için bir bulanık yasa önerilmekteyken, bir başka çalışmada düşük frekanslı ve durağan olmayan ara harmoniklerin incelenmesi amacıyla yeni bir ultra yüksek güçlü elektrik ark ocağı modeli önerilmiştir [52-53]. Bu amaçla önce ultra yüksek güçlü bir ark ocağının statik bir modeli kurulmuş olup ardından statik ark modeli ve kaotik teoriye dayalı olarak düşük frekanslı ve durağan olmayan arasındaki harmonik emisyonun özelliklerini açıklamak için ultra yüksek güçlü elektrik ark fırınlarının dinamik bir matematiksel modeli kurulmuştur. Bir diğer çalışmada ark ocakları için Cassie-Mayr zaman alanı ilişkisine dayanan bir zaman alanı modeli geliştirilmiştir [54]. Benzer şekilde bir çalışmada EAO'nun doğrusal olmayan ve stokastik davranışından katsayıların sorumlu olduğu varsayılan bir güç dengesi denklemine dayalı bir model önerilmiştir. Bu kapsamda Chua, Lorenz, Rössler ve dört kanatlı bir çekici sistem olmak üzere dört farklı kaotik sistemin uygulanmasını ve değerlendirilmesini sunmaktadır [55]. Vinayaka ve ark. tarafından yapılan bir çalışmada ise Cassie-Mayr yaklaşımı kullanılarak Elektrik ark ocaklarının modellenmesini sunulmaktadır ve EAO'lar ile indüksiyon ocaklarının simülasyonuna dayalı olarak güç kalitesi bozulmaları araştırılmakta ve farklı hafifletme teknikleri önerilmektedir [56].

Bu tezin ikinci ele aldığı konu, EAO akımlarının frekans spektrumlarının dağılımlarını kullanarak bir EAF akım modeli geliştirmektir. Model, EAO operasyonunun her aşaması (ön-ergitme, ergitme ve arıtma) için ayrı ayrı EAO akım davranışını modellemek için kullanılır. Önerilen spektral dağılıma dayalı yöntem ilk sorunun çözümünde yani güç sisteminin geçici olayını PMU ölçümlerinden sınıflandırmak için kullanılmaktadır [57]. Önerilen yöntemde, her faz için akım dalgalarının 50 Hz'e göre döngüsü başına frekans spektrumları elde edilmiş ve genlik dağılımları her bir harmonik için ayrı ayrı uygun dağılım fonksiyonlarına eşlenmiştir. Bu dağılımlar daha sonra benzetim ortamında çeşitli uygulamalarda EAO modeli olarak kullanılabilen EAO akımlarını yeniden oluşturmak için kullanılmıştır.

Çalışmanın literatüre katkıları

Bu tezin ilk kısmında, güç sisteminin geçici olaylarında gerçek PMU verisinin özelliklerini simüle eden sentetik bir PMU frekans veri kümesi oluşturmak için yeni bir yöntem önerilmektedir. Üretilen sentetik veri, geçici olaylar sırasında PMU'lardan toplanan sınırlı

saha verisi kümesini zenginleştirmek için kullanılmıştır. Ardından, sentetik olarak desteklenen eğitim seti, güç sistemi geçişlerini sınıflandırmak için CNN tabanlı bir DL sistemini eğitmek için kullanılmıştır. Eğitim setindeki sentetik desteğin, DL tabanlı geçici sınıflandırma sisteminin sınıflandırma başarımını iyileştirdiği gösterilmiştir. Bu çalışmanın ana katkısı, gerçek alan verisinin her olay türü için birkaç on örnekle bile sınırlı olduğu durumlar için yeni bir sentetik veri üretme tekniği önermesidir. Diğer katkılar şu şekilde sıralanabilir: i) literatürde genellikle PMU faz verisi tercih edilmesine rağmen, sınıflandırma için geçici olayların PMU frekans verisinin de kullanılabileceği gösterilmiştir ve ii) önerilen test kümesi, literatürdeki test kümelerinin aksine her zaman öngörülemeyen saha verisi kümelerini içerir ve bu durum olay sınıflandırma sisteminin uygulanması açısından daha gerçekçidir.

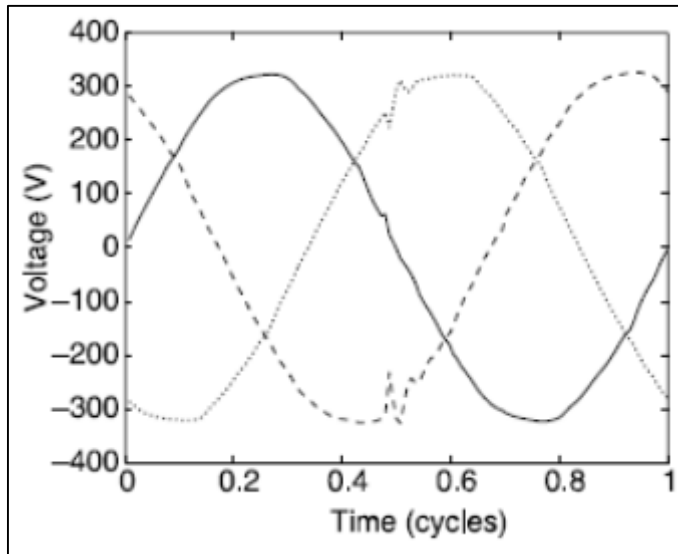
İkinci konunun çözümünde kullanılan teknik yalnızca ilk 13 frekans bileşeninin genlik dağılım parametrelerine ve daha yüksek dereceli harmonikleri temsil eden tek döngü uzunluğunda gürültü sinyaline dayandığından, diğer yöntemlere kıyasla daha düşük bir hesaplama yüküne sahiptir. Bu modelin özgünlüğü, EAO işlemlerinin rastgele doğasıyla uyumlu olarak, EAO akım sinyali üretildiğinde, karşılık gelen dağılımları yansıtan ayırt edici bir dalga formunun üretilmesine katkı sağlamaktadır.

2. GÜÇ SİSTEMLERİNDE GEÇİCİ OLAYLAR VE VERİ ÇALIŞMALARI

Güç sistemleri geçici olaylarının veri çalışmaları bölümünde geçici olayı kavramı, tez çalışmasının ilk kısmında çalışılan konuya ilişkin problem tanımı ve veri altyapısı detaylı olarak verilmiştir.

2.1. Geçici (Transient) Olay Kavramı

Geçici olay, kısa süreli ve yüksek frekans bileşenleri olan sapmalardır. Süresi yarım döngüden az olan sapmalar genellikle “geçici” olarak kabul edilmektedir. Esas olarak anahtarlama (kondansatör enerjilendirme) ve yıldırım nedeniyle oluşurlar. Birkaç Hertz’ten Mega Hertz’lere kadar sönümlü salınımlar içerir. Yüksek frekans içerikli dalga şekli oldukları için, geçici olay ölçümü için örnekleme hızının yüksek olması gerekir. Şekil 2.1’de yıldırım düşmesi nedeniyle oluşan bir geçici olayı örneği verilmiştir [1].



Şekil 2.1. Yıldırım düşmesi nedeniyle iki fazda görülen geçici olayı (Voltage (V): Gerilim (V), Time (cycles): Zaman (döngü sayısı)) [1]

Geçici olaylar, olayların temel sebeplerine göre üç farklı sınıfa ayrılırlar:

- Yıldırım Kaynaklı Geçici Olaylar,
- Normal Anahtarlama Geçici Olaylar:
 - Kondansatör Enerjilendirme/ Deşarj Etme Olayları,
 - İndüktör Enerjilendirme / Deşarj Etme Olayları,

c. Anormal Anahtarlama Geçici Olaylar.

Bu olaylarla ilgili tanımlamalar aşağıdaki şekilde özetlenebilir.

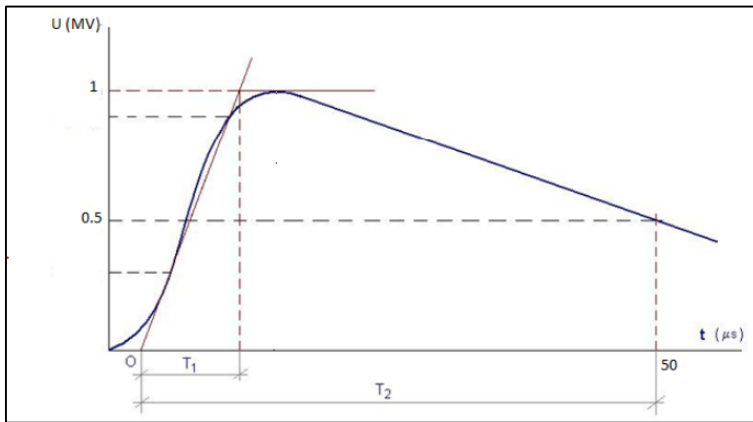
2.1.1. Yıldırım düşmesinden kaynaklanan geçici olaylar

Elektrik hatlarının yakınına düşen yıldırım darbesi, elektrik şebekesinde ani gerilim artışına sebep olabilir. Standart yıldırım dalga şekli ile modellenenebilir. Darbesel bir olaydır. Standart yıldırım dalga şeklinin (IEC standardına göre 1,2/50 μ s) matematiksel modeli Eşitlik (2.1)'de verilmiştir [1].

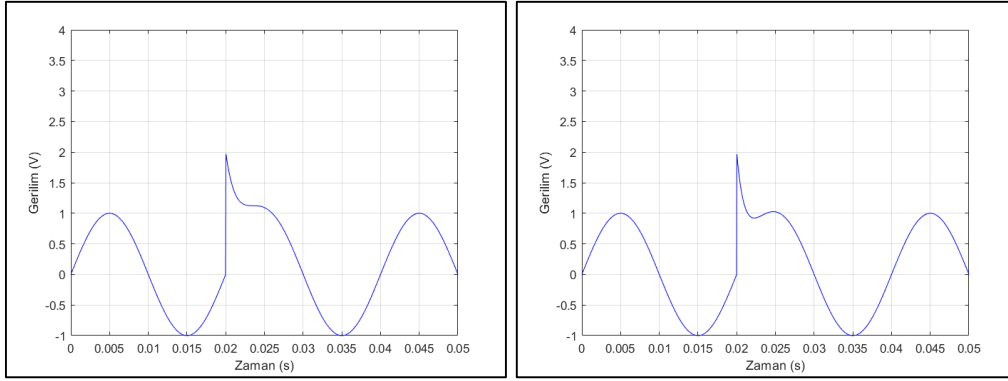
$$v(t) = V_0(e^{-\frac{t}{T_b}} - e^{-\frac{t}{T_a}}) \quad (2.1)$$

$$T_a = 71r, T_b = 0.2r \quad (2.2)$$

Burada r , $0,1 \times 10^{-6}$ ile 25×10^{-6} arasında değişen rasgele bir sayıdır. Standart Yıldırım darbesi Şekil 2.2'de verilmiştir. Burada $T_1 = 1,2 \mu$ s iken $T_2 = 50 \mu$ s'dir. İki farklı yıldırım kaynaklı geçici olay örneği denklemler kullanılarak sentetik olarak üretilmiş ve Şekil 2.3'te verilmiştir. (a)'da $V_0 = 2$ V, $T_a = 0,0016$, $T_b = 4,587 \times 10^{-6}$, (b)'de $V_0 = 2$ V, $T_a = 0,0011$, $T_b = 3,182 \times 10^{-6}$ olarak belirlenmiştir. T_a ve T_b , düşüş ve yükseliş zaman sabitleridir.



Şekil 2.2. Standart yıldırım darbesi [58]



Şekil 2.3. Yıldırım düşmesinden kaynaklanan geçici olay örnekleri

2.1.2. Normal anahtarlama geçici olaylar

Sönümlü bir salınım içeren bir olaydır. Kondansatöre veya indüktöre enerji verilmesi veya deşarj edilmesi sırasında oluşur. Tek kondansatörlü ideal bir RLC devresinde anahtarın kapanması ile oluşan bir sentetik geçici olayı örneği Şekil 2.4'te verilmiştir. Şekilde sağ tarafta bulunan eğri sol taraftaki eğrinin yalnızca salınım bileşeninin dalga şekli göstermektedir. Eşitlik (2.3)'te ise bu eğrinin matematiksel modeli verilmiştir.

$$u(t) = u_{ss}(t) + u_{tr}(t) = U\sqrt{2}\cos(w_0t + \psi) + A_{tr}e^{\frac{-t}{\tau}}\cos(w_{tr}t + \phi_{tr}) \quad (2.3)$$

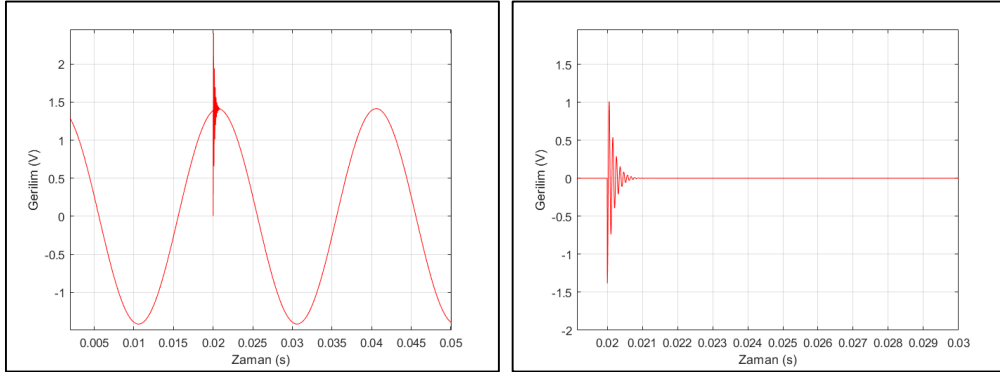
$$\tau = \frac{X/R}{w_0}, \quad A_{tr} = U\sqrt{2}|\cos(\psi)| \quad (2.4)$$

Eşitlik (3) ve (4)'te kararlı hal genliği $U = 1$, kararlı hal fazı $\Psi = 0$, frekansı $f_0 = 50$ Hz, empedans oranı $X/R = 10$ olarak alınmıştır. Geçici durum frekansı f_{tr} 1 kHz ile 10 kHz arasında, fazı ϕ_{tr} ise 0 ile 2π arasında rasgele seçilmiştir. $u_{ss}(t)$ kararlı hal gerilimini, $u_{tr}(t)$ ise geçici hal gerilimini ifade etmektedir. w_0 ve ψ , kararlı hale ait açısal frekans ve faz iken, w_{tr} ve ϕ_{tr} , geçici hale ait açısal frekans ve fazdır. τ , zaman sabitidir.

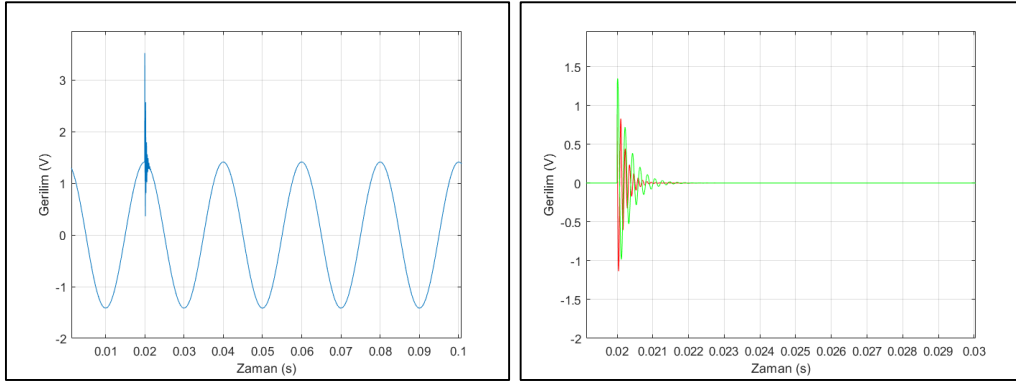
2.1.3. Anormal anahtarlama geçici olaylar

Anormal anahtarlama geçici olayın, bir önceki olaydan tek farkı olay büyüklüğünün işaretin büyüklüğünün 2,5 katını aşmasıdır. Çift kondansatörlü iki geçici olay içeren sentetik örnek Şekil 2.5'te verilmiştir. Sağdaki şekil sadece geçici olayın grafiğidir. Şekil 2.5'te bulunan eğrinin matematiksel modeli eşitlik (2.5)'te verilmiştir. Burada Eşitlik (2.3)'ten farklı olarak bir yerine iki geçici bileşeni bulunmaktadır.

$$u(t) = u_{ss}(t) + u_{tr1}(t) + u_{tr2}(t) \quad (2.5)$$



Şekil 2.4. Kondansatör enerjilendirmeden kaynaklanan geçici olay örneği



Şekil 2.5. Çift kondansatörlü enerjilendirme ile oluşan geçici olay örneği

2.2. Geçici Olayların Sınıflandırılması: Problem Tanımı

Güç kalitesini izlemek, bozulmaları ve geçici olayları tespit etmek için kullanılabilen farklı firmalar tarafından tasarlanmış çeşitli güç kalitesi çözümleyicileri bulunmaktadır. Ancak bunlar genellikle yüksek maliyetli cihazlardır ve bunların herhangi bir trafo merkezine montajı, iletim kuruluşu veya dağıtım şirketinden özel izin almayı gerektirir. Öte yandan, PMU'ların fiyatları daha ucuzdur ve bu nedenle tüm dünyada yaygın olarak kullanılır ve bulunur. PMU cihazları, güç kalitesi ölçüm cihazlarından farklı olarak, geçici olayları içeren gerilim işaretlerini ham veri şeklinde saklanamaz. Bunun yerine belli aralıklarla ölçülen gerilim genliği, fazı, elektrik sisteminin frekansı ve bunlardan hesaplanan çeşitli parametreler saklanır ya da bu bilgiler kayıt sistemine aktarılır. Bu nedenle daha ucuz ve kullanımı daha yaygındır. Bu çalışmada amaç, mevcut PMU'lar ile ve başka bir cihaz kullanmadan, güç sisteminin geçici olaylarının sınıflandırılabilmesi için düşük örnekleme

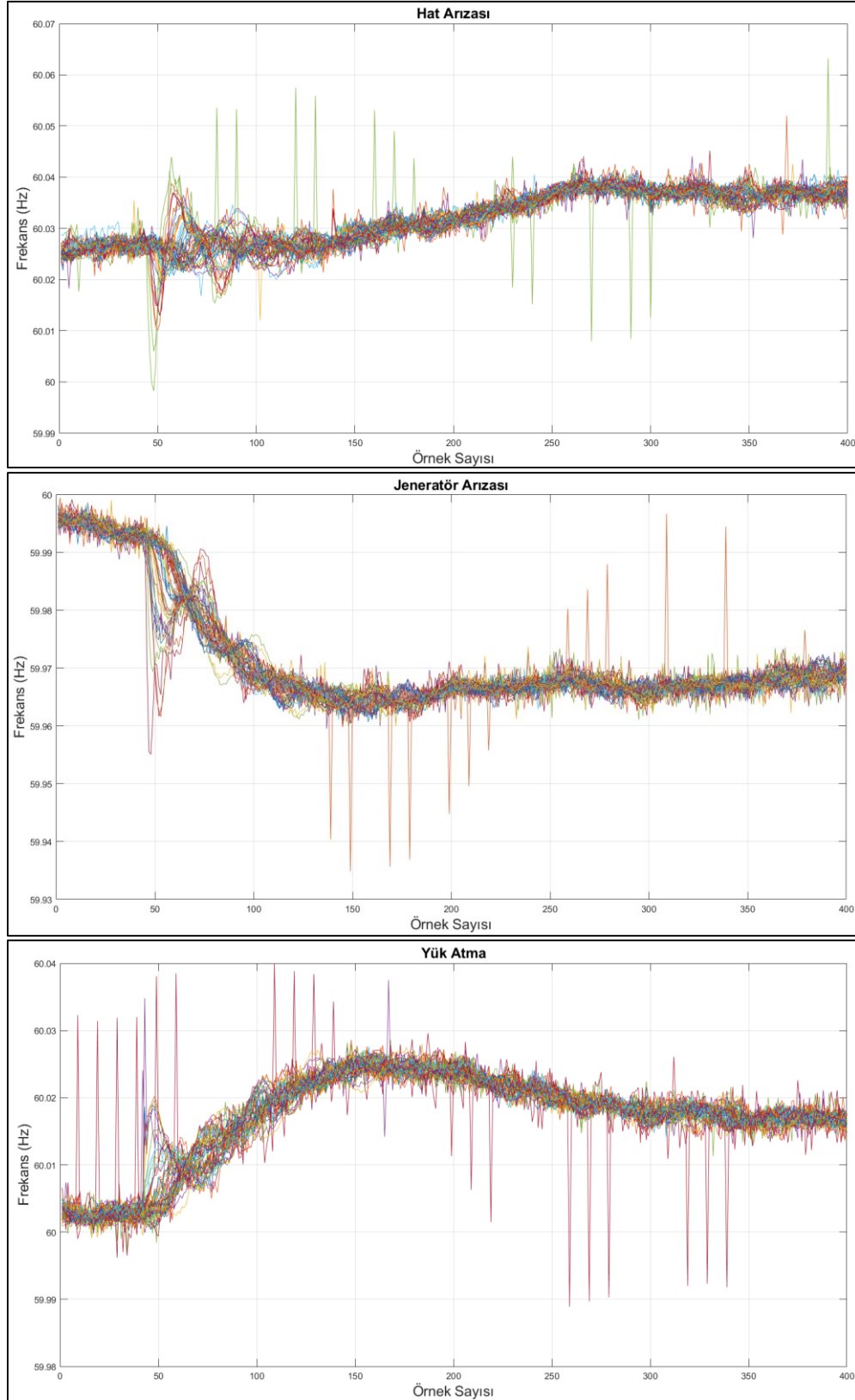
frekansında kaydedilen (10 Hz) verinin içine gömülü yüksek frekanslı bileşeni içeren geçici olay bilgilerini çıkartmaktır ve sınıflandırmaktır.

Bu çalışma kapsamında, FNET/GridEye ağının Frekans Bozulma Kaydedicilerinden (Frequency Disturbance Recorder - FDR) alınan üç farklı geçici olay sırasında kaydedilen PMU verisi kullanılmıştır [59]. FDR cihazlarından elde edilen üç farklı geçici olay için örnek frekans verisi Şekil 2.6'da gösterilmektedir. Bu olaylar, Hat Arızası, Jeneratör Arızası ve Yük Atmadır. Şekil 2.6'da görülen frekans artışlar verisindeki anlık genlik tepeleri, veri anormallikleri olarak kabul edilerek [60] numaralı referansın yaklaşımı da dikkate alınarak, bu araştırma çalışmasında göz ardı edilmiştir.

Bu tür geçici olaylar derin öğrenme tabanlı yöntemlerle kolayca sınıflandırılabilir. Bununla birlikte, derin öğrenme yöntemleri, yüksek başarımlı sınıflandırma için önemli miktarda eğitim verisi gerektirir. Bu nedenle, eğitim verisinin az olduğu durumlarda, eğitim setinin sentetik olarak üretilmiş PMU verisiyle desteklenmesi bir çözüm olarak kullanılabilir. Bu tez çalışmasının asıl odak noktası, PMU frekans verisinin derin öğrenme sisteminin verisinin az olduğu durumlarda, geçici olay verisinin istatistiklerini kullanarak eğitim için sentetik veri üretmektir. Temel olarak gerçekleştirilen çalışma şu aşamalara dayanmaktadır: Zaman serisi olarak alınan frekans verisinin DFT'si bulunur ve her olay için DFT'nin genlik ve faz dağılımlarının histogramları çıkarılır. Bu histogramlar bilinen dağılım fonksiyonlarından Euclid mesafesine göre en yakınına atanır. Böylece her olayın kendi yapısına uygun dağılımlar elde edilir. Daha sonra bu dağılımlar kullanılarak eğitim için yeni frekans zaman serileri üretilir. Aşağıdaki kısımda, bu konunun ayrıntılarına girmeden önce, bu araştırma çalışması için kullanılan PMU verisinin özellikleri sunulmuştur.

2.3. PMU Altyapısı

PMU cihazları gerilim ve/veya akım işaretlerini kullanarak, senkron fazör (senkrofazör), frekans ve ROCOF hesaplamaları yapan cihazlardır. Avantajları aşağıdaki gibi sıralanabilir:



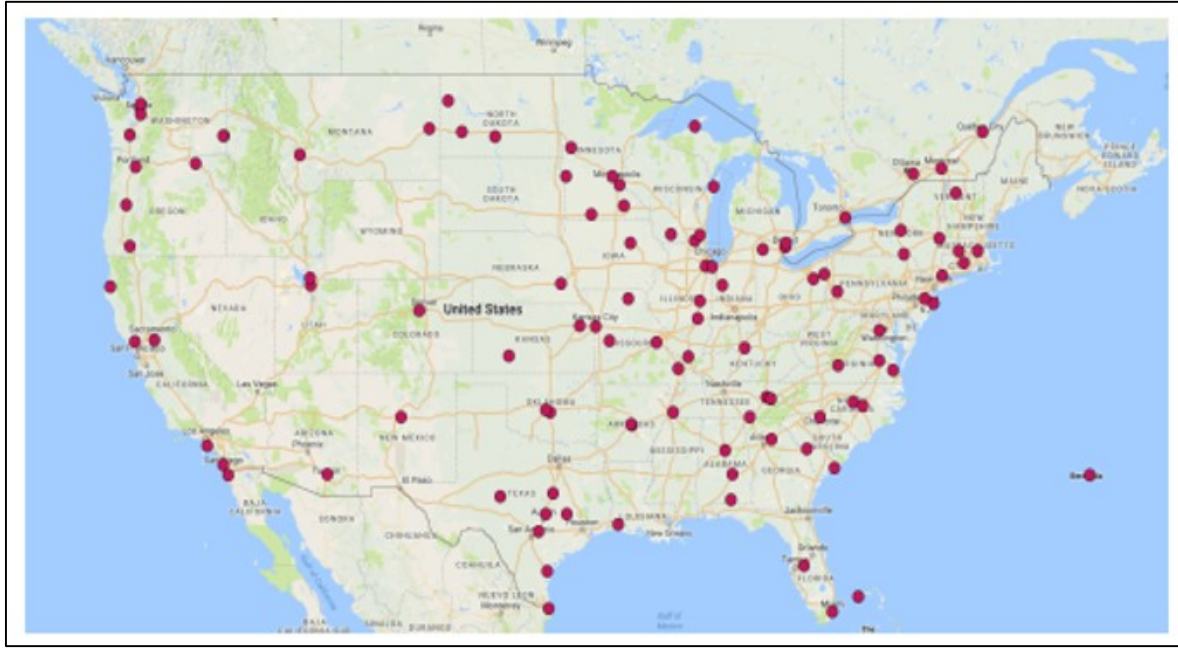
Şekil 2.6. Üç farklı geçici olay türü için PMU frekans ölçümleri (Örnekleme frekansı 10 Hz'dir.)

- Senkron ölçüm yaparlar. Böylece, çevrimiçi arıza analizi fırsatı verirler.
- Veri örnekleme ve saklama frekansı düşük olacağı için işlem yükü azdır.
- Örnek veri bulmak ve/veya oluşturmak kolaydır, çünkü dünya üzerindeki elektrik sistemlerine bağlı çok sayıda PMU cihazı vardır ve bunların birçoğunun verisine araştırma amaçlı kullanmak üzere ulaşmak mümkündür.
- Güç kalitesi çözümleyicilerinin sağladığı parametre ölçüm ayrıntılarına ve ölçüm derinliğine ulaşamamasına rağmen, pek çok uygulama için ucuz ve hızlı analiz imkânı sağlar.

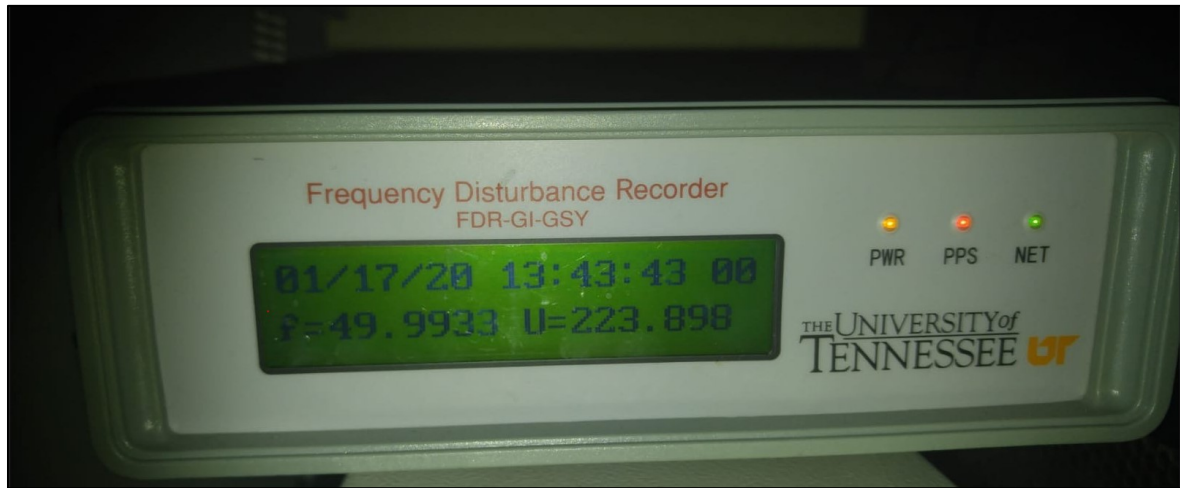
FNET/GridEye ağı, dünyanın birçok yerinde 300'den fazla FDR cihazı bulunan Tennessee Üniversitesi ve Virginia Tech Üniversitesinde bulunan sunuculara sahiptir. Şekil 2.7'de Kuzey Amerika'da bulunan FDR cihazlarının konumları harita üzerinde gösterilmiştir. Bu cihazlar, PMU verisini internet üzerinden sürekli olarak üniversite sunucularına iletir ve Jeneratör Arızası, Hat Arızası, Yük Atma, Salınım ve Adalaşma olmak üzere beş tür bozulmayı tespit edip, bunlara ait parametreleri kaydetmektedir [59]. Bu tez çalışmasında kullanılan veri, Tennessee Üniversitesi tarafından sağlanmıştır. Bu veri, bozulmalardan üçü için (Jeneratör Arızası, Hat Arızası ve Yük Atma) kaydedilmiş frekans ve açı değerleridir. Her geçici olay 40 saniye boyunca kaydedilmekte ve her olay kaydı için toplam 400 örnek bulunmaktadır. Diğer bir deyişle saniyede 10 örnek toplanmaktadır.

Şekil 2.6'da gösterildiği gibi, Hat Arızası sırasında, frekans genellikle Kuzey Amerika'daki elektrik şebekesinin nominal değeri olan 60 Hz'in üzerindedir ve 400 saniyelik ölçüm periyodu boyunca artma eğilimindedir. Öte yandan, Jeneratör Arızası, frekansta ani bir düşüşe neden olmaktadır. Yük atma sırasında, frekans genellikle hafif bir düşüşten sonra önemli bir artış göstermektedir.

Şekil 2.8'de bir FDR cihazının görseli verilmiştir. Bu cihaz, şebeke üzerinden güç verilerek, internet ağ bağlantısı yapılarak ve Küresel Konumlama Sistemi (Global Positioning System – GPS) anteni uygun yerde konumlandırılarak devreye alınır ve topladığı verileri FNET/GridEye sunucularına göndermeye başlar.



Şekil 2.7. Kuzey Amerika'daki FNET/GridEye FDR cihazlarının konumları [59]



Şekil 2.8. Tez çalışmasında kullandığımız örnek bir FDR cihazı

3. GÜÇ SİSTEMLERİNDE GEÇİCİ OLAYLARIN SINIFLANDIRILMASI

Bu tez çalışmasında, FDR cihazları tarafından tespit edilen ve toplanan üç farklı geçici PMU olayının derin öğrenme ile sınıflandırılması için, küçük boyutlu eğitim verisinin sentetik veri ile desteklenerek sınıflandırma başarımının artırılması sağlanmıştır. Kullanılan derin öğrenme tabanlı sınıflandırma sistemi, literatürde zaman serisi veri sınıflandırması için iyi sınıflandırma sonuçları sağladığı bildirilen GAF dönüştürülmüş girdilerle desteklenen bir CNN yapısıdır [30-38]. Özellikle [30]'da PMU verisi, bir “GAF + CNN” sistemi kullanılarak sınıflandırılmıştır. Bölüm 2.2’de detaylandırıldığı üzere, olayların frekans verisi üzerinde farklı etkilerinin olduğu görülmektedir ve bu nedenle sınıflandırma için frekans verisinin kullanılmasının uygun olacağı değerlendirilmiştir.

Güç sistemleri geçici olaylarının sınıflandırılması konusunun çözümünü içeren bu bölüm aşağıda verildiği şekilde organize edilmiştir: Bölüm 3.1’de kullanılan derin öğrenme mimarisi anlatılacaktır. Bölüm 3.2’de GAF görüntü dönüşüm yönteminin teorisi irdelenecektir. Bölüm 3.3’te ise küçük eğitim seti ile sınıflandırma yapılacaktır.

3.1. Kullanılan Derin Öğrenme Mimarisi

Bu çalışmada sınıflandırma algoritması olarak bir derin öğrenme yöntemi olan CNN tercih edilmiştir. Bir makine öğrenme yöntemi olan derin öğrenme, verilen bir veri seti ile denetimli ve denetimsiz olarak yapay zekanın eğitilmesini ve bu yapay zekanın çıktıları tahmin etmesini sağlar. CNN, görüntü sınıflandırma, nesne algılama ve görüntü bölümlenme gibi çeşitli bilgisayarla görme görevlerinde oldukça başarılı olan bir tür derin öğrenme modelidir. CNN’ler, insan görsel sisteminden esinlenir ve girdi verilerinden hiyerarşik kalıpları ve özellikleri otomatik ve uyarlanabilir bir şekilde öğrenmek için tasarlanır. Bu çalışmada derin öğrenmenin otomatik sınıflandırmadaki avantajından faydalanılarak, geçici gerilim dalgasının imge (2B) dosyaları kullanılarak geçici olay analizi ve otomatik sınıflandırılması yapılacaktır.

3.1.1. CNN mimari özellikleri

Tipik bir CNN mimarisi şu katmanları içerir: Evrişimli Katman, Aktivasyon Fonksiyonu, Havuzlama Katmanı, Düzleştirme Katmanı ve Tam Bağlantılı Katman. Bu katmanlar sırasıyla aşağıda açıklanmaktadır.

Evrişimli Katman: CNN'lerin birincil yapı taşları evrişimli katmanlardır. Bu katmanlar, girdi verileri (örneğin bir görüntü) üzerinde kaymak ve evrişim işlemleri gerçekleştirmek için küçük filtreler (çekirdek olarak da bilinir) kullanır. Filtreler, girdi verileri içindeki kenarlar, dokular ve şekiller gibi çeşitli kalıpların algılanmasına yardımcı olur.

Aktivasyon Fonksiyonu: Her evrişim operasyondan sonra, modelde doğrusal olmayı engellemek için eleman bazında bir aktivasyon fonksiyonu (genellikle Düzeltilmiş Doğrusal Birim (Rectifier Linear Unit - ReLU)) uygulanır ve bu da modelin verilerdeki karmaşık ilişkileri öğrenmesine olanak tanır.

Havuzlama Katmanları: Havuzlama katmanları, evrişimli katmanlardan elde edilen özellik haritalarının önemli bilgilerini koruyarak boyutunu küçültür. Popüler havuzlama teknikleri, hesaplama yükünü azaltmaya ve modeli girdideki değişikliklere karşı daha dayanıklı hale getirmeye yardımcı olan Max-pooling ve Average-Pooling Havuzlama teknikleridir.

Tam Bağlantılı Katmanlar: CNN mimarisinin sonlarına doğru, bir veya daha fazla tam bağlantılı katman mevcuttur. Bu katmanlar, her nöronun bir önceki katmandaki her nörona bağlı olduğu geleneksel bir sinir ağı gibi davranır. Tam bağlantılı katmanların çıktıları tahmin yapmak için kullanılırlar.

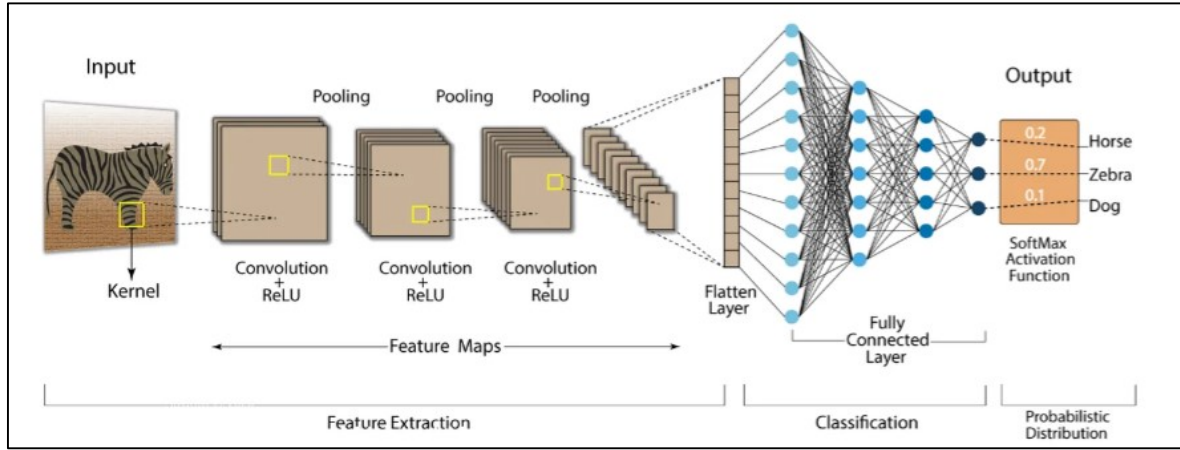
Düzleştirme: Özellik haritalarını evrişim ve havuzlama katmanlarından tamamen bağlı katmanlara geçirmeden önce, 2B temsiller genellikle bir 1B vektöre düzleştirilir [61].

3.1.2. CNN algoritmasının çalışması

Evrişim katmanında, bir CNN'nin ilk aşamasında, görüntü gibi girdi verileri bir veya daha fazla evrişim katmanından geçer. Her katman, girişe birden fazla filtre uygular ve filtreler, tanımlanmış bir adım kullanarak giriş üzerinde kayarlar. Hareket ettikçe, verilerdeki yerel

kalıpları yakalayan özellik haritaları oluşturarak öge bazında çarpma ve toplama gerçekleştirirler. Her evrişim işleminden sonra, doğrusal olmama durumlarını ortaya çıkarmak için bir aktivasyon fonksiyonu uygulanır. Daha sonra evrişimli katmanlar tarafından oluşturulan özellik haritaları, temel bilgileri korurken uzamsal boyutlarını azaltmak için havuzlama katmanlarından geçirilir. Havuza alınan özellik haritaları daha sonra bir tek boyutlu (1B) vektöre düzleştirilir. Düzleştirilmiş vektör, nihai tahminlerin yapıldığı çıktı katmanına girdi olur.

Eğitim süreci sırasında CNN, filtrelerinin ve tamamen bağlı katmanlarının ağırlıklarını geri yayılım ve gradyan iniş yoluyla ayarlamayı öğrenir ve tahminleri ile gerçek etiketler arasındaki farkı en aza indirir. Genel bir CNN mimarisi Şekil 3.1’de sunulmaktadır [62].



Şekil 3.1. Genel bir CNN mimarisi (Input: Girdi, Output: Çıktı, Pooling: Havuzlama, Convolution: Evrişim, Flatten Layer: Düzleştirme Katmanı, Fully Connected Layer: Tam Bağlantılı Katman, SoftMax Activation Function: SoftMax Aktivasyon Fonksiyonu, Feature Maps: Özellik Haritası, Feature Extraction: Özellik Çıkarma, Classification: Sınıflandırma, Probabilistic Distribution: Olasılıksal Dağılım) [62]

3.1.3. CNN algoritmasının avantajları

CNN'lerin en önemli avantajları şunlardır [63]:

1. Manuel işlem yapmaya ihtiyaç duymadan, CNN'ler girdi verilerinden temel özellikleri otomatik olarak çıkarmayı öğrenebilir. Sonuç olarak, segmentasyon, sınıflandırma ve nesne tanıma gibi görevlerde başarılı olurlar.

2. CNN'ler görüntülerin neresinde olduklarına bakmaksızın görüntülerin nesneleri tanımlayabilirler. Bu özellikleri sayesinde görüntü tanıma ve sınıflandırma gibi görevlerde oldukça başarılıdırlar.
3. Modeli eğitmek için gereken parametre sayısını azalttığı için CNN'ler kullanılırken parametre paylaşımı en aza indirilir. Bu, hesaplama maliyetini düşürmenin yanı sıra derin öğrenmede yaygın bir sorun olan fazla parametreye takılma riskini azaltır.
4. CNN'ler yüksek oranda ölçeklenebilir ve büyük miktarda veriyi hızlı bir şekilde işleyebilirler çünkü paralel olarak Grafik İşleme Birimlerinde (Graphical Processing Unit - GPU) eğitilip çalıştırılabilirler.
5. CNN'ler, anlamsal bölümleme, nesne algılama ve görüntü sınıflandırma dahil olmak üzere çeşitli bilgisayarla görme görevlerinde en son teknolojiye sahip sonuçlara ulaşmıştır.
6. CNN'ler, girdi verilerindeki gürültü ve bozulmaya karşı dayanıklı olacak şekilde tasarlandıkları için girdi verilerinin kusurlu olabileceği gerçek veriler için oldukça etkilidir.
7. CNN'ler, belirli görevler için uyarlanmadan önce oldukça büyük veri kümeleri üzerinde önceden eğitilebilir. Transfer öğrenimi, sıfırdan bir model oluşturmak için gereken veri ve hesaplama miktarını önemli ölçüde azaltabilen ve aynı zamanda modelin performansını artırabilen bir yöntemdir.
8. Alt düzey özellikleri (kenarlar ve köşeler gibi) üst düzey özelliklerle (şekiller ve nesneler gibi) birlikte kullanan CNN'ler, girdi verilerinin hiyerarşik temsillerini öğrenebilir. Bu, modelin karmaşık kalıpları ve veri yapılarını yakalamasını sağlar.
9. CNN'ler, sıklıkla "kara kutu" modelleriyle sonuçlanan geleneksel makine öğrenimi modellerinin aksine, modelin ne öğrendiğini anlamaya yardımcı olabilecek yorumlanabilir özellikler üretebilir. Bu, özellikle modelin tahminlerini hangi özelliklere dayandırıldığını bilmenin çok önemli olduğu tıbbi görüntüleme gibi uygulamalar için çok önemlidir.

10. Birçok farklı uygulama için uyarlanabilir ve esnektirler.

Tüm bu avantajları ile CNN, bilgisayar görüşü alanında başarı sağlamış ve birçok görevde etkileyici performans sergiler. Görsel verileri analiz etmek ve anlamak için yapay zekâ sistemlerinin geliştirilmesinde temel bir araç haline gelmiştir [63].

3.2. GAF Görüntü Dönüşüm Yöntemi

Bu çalışmada, sınıflandırma algoritması olarak CNN kullanılmıştır. GAF ile elde edilen Gramian Matrislerinin en yaygın kullanılan yöntemlerden biri olduğu bilinmektedir [31-34]. Bu nedenle, bu çalışmada güç sistemi olaylarının GAF-dönüştürülmüş PMU frekans örneklerinin girdilerini içeren bir CNN yapısı kullanılmıştır.

GAF, bir zaman serisini iki boyutlu bir görüntüye çeviren bir dönüştürme yöntemidir. GAF'ın birinci avantajı, birebir ve kapsayan (bijektif) bir işleme sahip olmasıdır ve bu nedenle GAF'ın yalnız bir ters fonksiyonu vardır [31]. İkincisi, GAF işlemi, her bir zaman serisi için farklı zaman adımları arasındaki korelasyonları korur. Ek olarak, GAF işleminin herhangi bir karmaşık matematiksel işlemi yoktur, yani hesaplama yükü ağır değildir [31].

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, n sayıda gözlem içeren belirli bir zaman serisi seçildiğinde, seriyi $[-1, 1]$ aralığındaki temsil etmek için eşitlik (3.1)'de gösterildiği gibi yeniden ölçeklendiğinde;

$$\tilde{x}_i = \frac{((x_i - \max(X)) + (x_i - \min(X)))}{\max(X) - \min(X)}, i = 1, 2, \dots, n \quad (3.1)$$

olur. Devamında $\tilde{x}_i$, (3.2) ve (3.3) numaralı eşitliklerde verildiği gibi açısı θ_i ve genliği r_i olan polar koordinat sistemine dönüştürülür.

$$\theta_i = \arccos(\tilde{x}_i), \tilde{x}_i \in X, i = 1, 2, \dots, n \quad (3.2)$$

$$r_i = \frac{t_i}{N}, t_i \in N, i = 1, 2, \dots, n \quad (3.3)$$

Bu denklemlerdeki t_i zaman birimi ve N sabit faktördür. Dönüştürülen açı değerleri kullanılarak (3.4) ve (3.5)'te verilen GAF matrisleri olan GASF ve GADF matrisleri elde edilir.

$$\text{GASF} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_1 + \theta_1) & \cdots & \cos(\theta_1 + \theta_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \cos(\theta_n + \theta_1) & \cdots & \cos(\theta_n + \theta_n) \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

$$\text{GADF} = \begin{bmatrix} \sin(\theta_1 - \theta_1) & \cdots & \sin(\theta_1 - \theta_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sin(\theta_n - \theta_1) & \cdots & \sin(\theta_n - \theta_n) \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

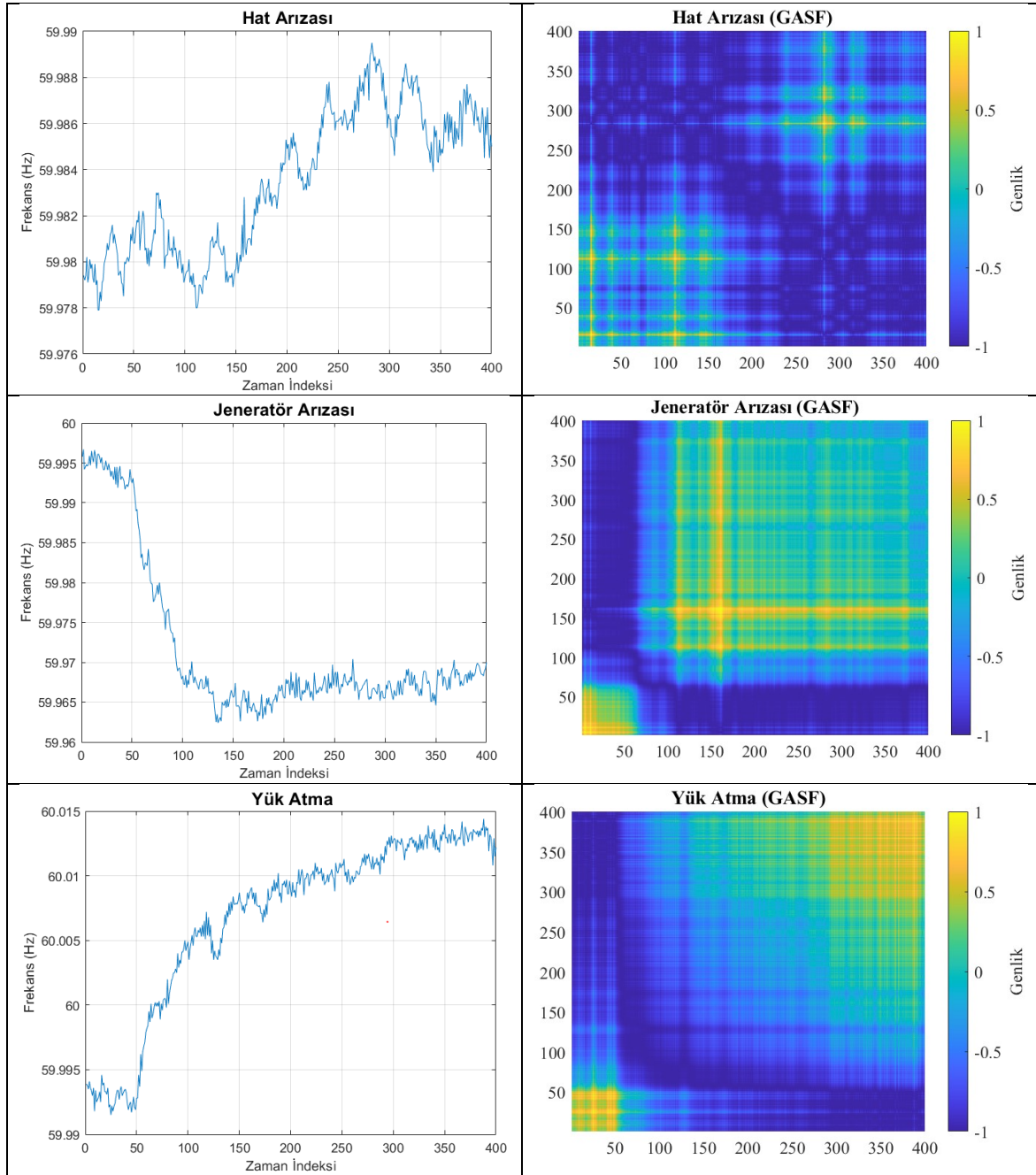
GASF ve GADF, kutupsal koordinatın dönüştürülmüş halinden elde edilen belirli zaman serisi verisinin trigonometrik gösterimleridir. Bunlar, veri noktaları arasındaki zamansal korelasyon, yani kutupsal koordinat sistemindeki açılar hakkında bilgi veren iç çarpımların farklı versiyonlarıdır [21].

FDR cihazları tarafından tespit edilen örnek olayların frekans zaman eğrilerine ilişkin GASF ve GADF sonuçları, olay tipinin genel olarak GASF ve GADF görüntülerini nasıl etkilediğine dair bir fikir vermesi amacıyla Şekil 3.2 ve Şekil 3.3'te gösterilmektedir. Mevcut tez çalışması kapsamında GADF dönüşümü kullanılmış ve veri CNN mimarisine aktarılmıştır.

Tez araştırması çalışmasında önerilen CNN mimarisi Şekil 3.4'te verilmiştir. 4 evrişim katmanı ile bu yapı 13 katmandan oluşmaktadır. Giriş matris boyutu 28x28'dir. Bu yapı, MATLAB R2020b'de Intel Core i5-8265U Merkez İşlemci Birimi (Central Processing Unit – CPU) @ 1.80 GHz, 8 GB Rasgele Erişim Belleği (Random Access Memory - RAM) ve 4 GB Nvidia GeForce MX250 GPU'lu bir bilgisayarda uygulanmıştır.

3.3. Küçük Eğitim Seti ile Sınıflandırma Sonuçları

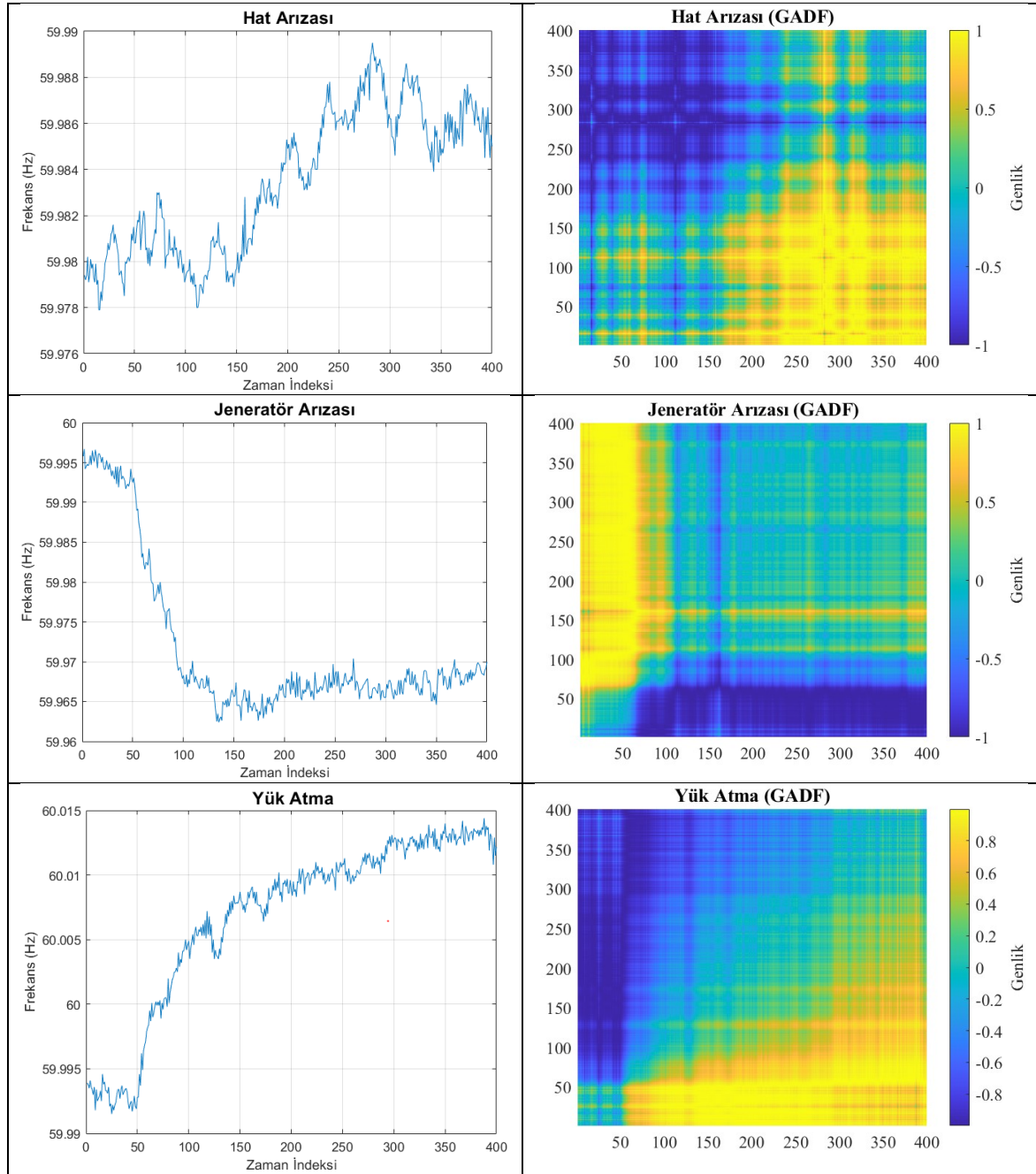
Sentetik veri üretiminin öncesinde temel sistem geliştirilmiş ve çeşitli boyutlardaki küçük eğitim setleri üzerinde sınıflandırma yapılmıştır, böylece eğitim setinin sentetik veriyle desteklenmesi ile başarımların artışı gözlemlenebilecektir. FDR cihazlarından elde edilen PMU



Şekil 3.2. Üç örnek geçici olayın GASF sonuçları

frekans verisi, Hat Arızası, Jeneratör arızası ve Yük Atma olmak üzere üç tür geçici olay için sınıflandırılmıştır.

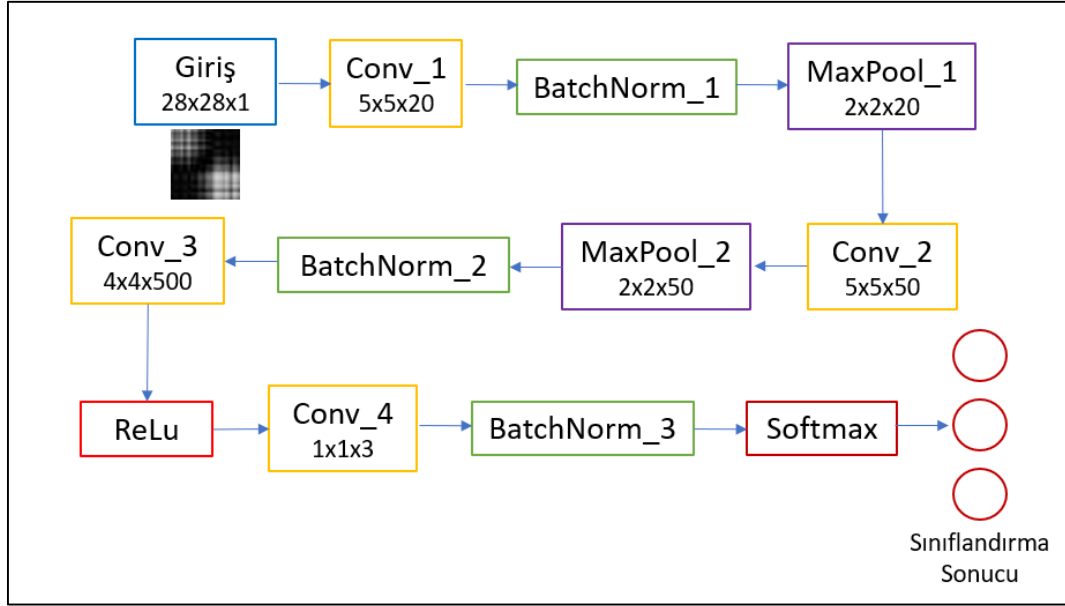
Zaman serisi girdisi GASF yöntemi ile iki boyutlu veriye dönüştürülmüş ve önerilen CNN mimarisi ile sınıflandırılmıştır. Öğrenme oranı 0,001'e, parti boyutu ve eğitim dönemi 100'e ayarlanmıştır. Hem eğitim seti, hem de test seti, FDR'lerden alınan saha verisinden oluşmaktadır.



Şekil 3.3. Üç örnek geçici olayın GADF sonuçları

Sınıflandırma başarımları Çizelge 3.1'de listelenmiştir ve sınırlı miktarda eğitim verisi olduğunda, sınıflandırma başarımının %80'in altında veya ona eşit olduğu görülmektedir. Bu deneylerde hem eğitim hem de test setlerinde bulunan üç olay türünün her birinden eşit sayıda olay alınmıştır.

Çizelge 3.1'de verilen sonuçlar incelendiğinde, sınırlı miktarda gerçek eğitim verisi ve test verisi kullanılarak gerçekleştirilen sınıflandırma sonucunun yüksek olmadığı



Şekil 3.4. Kullanılan CNN mimarisi

Çizelge 3.1. Gerçek eğitim veri seti ile sınıflandırma sonuçları

Eğitim Seti Veri Sayısı	Test Seti Veri Sayısı	Sınıflandırma Başarımı (%)
15	15	80,001
30	15	75,331
30	30	76,670

görülmektedir. Sınıflandırma yöntemi olarak derin öğrenme temelli yöntemin veri sayısı arttıkça sınıflandırma başarısının artabileceği değerlendirilmektedir. Bu sebeple tez çalışması kapsamında eğitim veri sayısının artırılması için sentetik veri üretilmesi hedeflenmiştir. Bu kapsamda geliştirilen sentetik veri üretme tekniği bir sonraki bölümde sunulmaktadır.

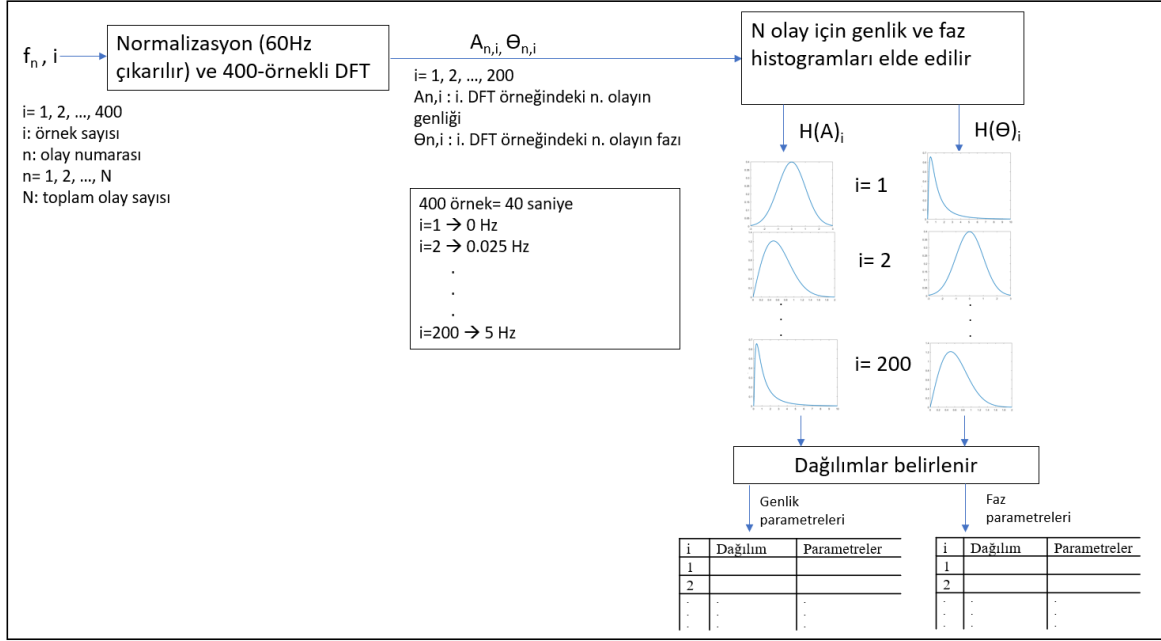
4. GÜÇ SİSTEMLERİNDE GEÇİCİ OLAYLAR İÇİN SENTETİK VERİ ÜRETİMİ

4.1. Sentetik PMU Olay Verisinin Oluşturulması

Bu tez çalışmasında, güç sistemi geçici olaylarının etiketli PMU frekans ölçümleri veri kaynağı olarak kullanılmaktadır. Bir önceki bölümde değerlendirildiği gibi, derin öğrenme yöntemi CNN'in eğitim aşamasına yönelik ölçümleri sınırlı boyutta olduğundan, başarı oranı yüksek bir sınıflandırma yapmak mümkün değildir. Bu nedenle, eğitim setini zenginleştirmek için sentetik veri kullanılmalıdır.

Sentetik veri üretimi, FDR'lerden gelen PMU saha verisinin istatistiklerine dayalı olarak gerçekleştirilmektedir. Her olay türü için genlik ve fazlar, güç sistemi frekans olay verisinin Ayırık Fourier Dönüşümü (Discrete Fourier Transform – DFT) dönüşümüyle çıkarılır. Diğer bir deyişle, güç sistemi olaylarına ait frekans zaman serilerinin DFT genlik ve faz bilgileri elde edilir. Ardından, sınırlı boyutlu olay havuzunda her bir olay türü için ayrı ayrı hem genliklerin hem de fazların histogramları oluşturulur. Daha sonra bu histogramlar Normal, Rayleigh, Log-normal ve Gauss Karışım Modeli (Gaussian Mixture Model - GMM) dağılımlarından birine uyarlanır. Seçim, dağılımlar ve histogramlar arasındaki Öklid mesafe ölçüsüne dayalıdır. Her olay tipi için en yakın dağıtım türü belirlendikten sonra, bu dağılımlar, güç sistemi olaylarının yeni ve sentetik frekans zaman serilerini yeniden oluşturmak için kullanılır. Sentetik olay verisi, yeniden oluşturulacak olay verisinden her DFT bileşeni için histogramları kullanılarak ilgili genlik ve faz seçildikten sonra ters DFT kullanılarak elde edilir. Yeni veri, her bir frekans bileşeni için, üretilen setin sentetik frekans zaman serisinin fazları ve genlikleri, gerçek alan verisinden elde edilenlerle aynı histograma sahip olacak şekilde üretilir.

Sentetik veri üretme yönteminin blok diyagramı Şekil 4.1'de verilmiştir. DFT analizi 40 saniyenin tamamı üzerinden gerçekleştirilir. Örnek toplama hızı saniyede 10 adet olduğundan, her bir zaman serisinde 400 örnek frekans değeri vardır. Bu veri üzerinde bir DFT analizi yapıldığında, DFT örneklerinin frekans çözünürlüğü $1/40$ s'ye, yani 0,025 Hz'e karşılık gelir. İlk DFT örneği sıfır Hz'e (DC değerine) değeri karşılık gelir, ikinci DFT örneği 0,025 Hz'e, üçüncüsü 0,050 Hz'e karşılık gelir ve bu şekilde devam eder. Tamamı karmaşık sayılar olan bu örneklerin her biri için genlikler ve fazlar çıkarılarak histogramlar

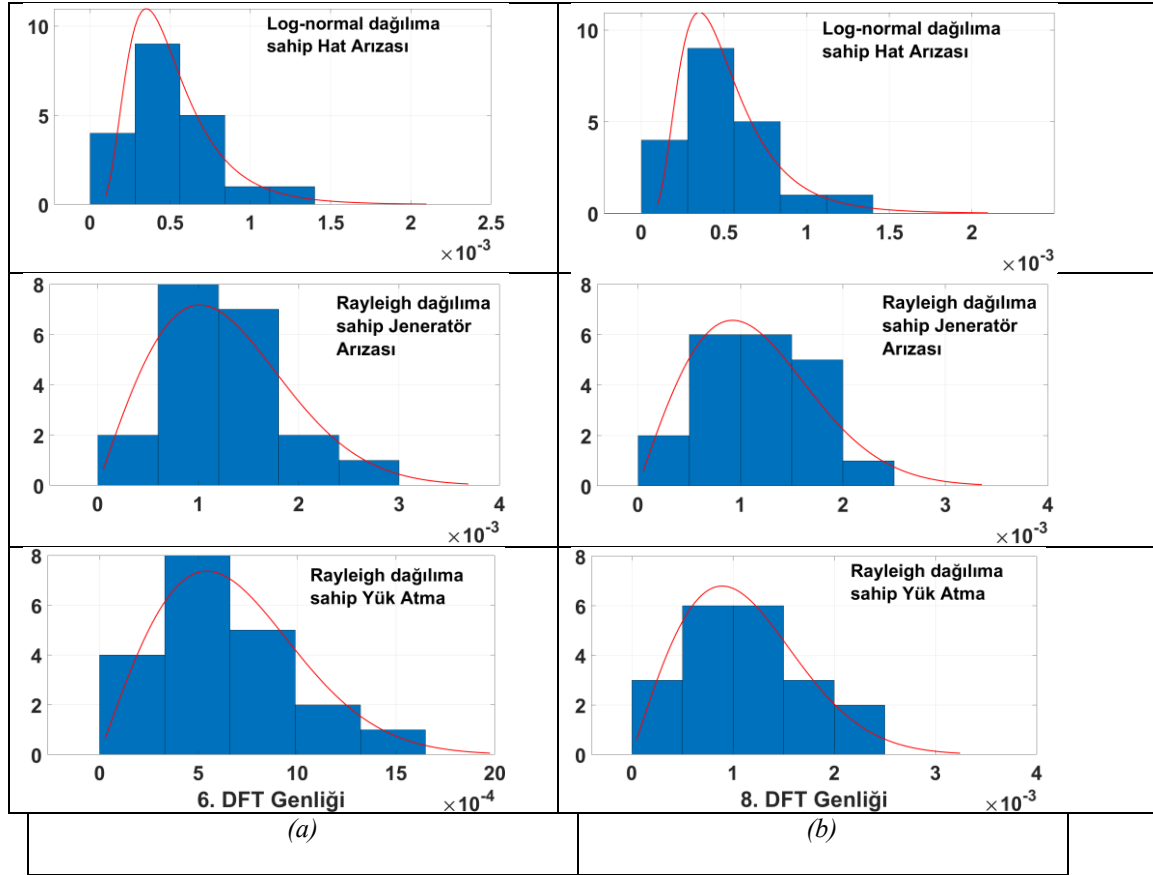


Şekil 4.1. DFT analizine dayalı olarak frekans zaman serisi özelliklerinin elde edilmesi. N , olay tipi başına frekans zaman serisi sayısıdır. Bu prosedür her olay türü için art arda tekrarlanır.

elde edilir. Bu histogramlar, farklı olaylara karşılık gelen sentetik frekans zaman serilerinin yeniden oluşturulması için temel oluşturur. Her olayın, Normal, Rayleigh, Log-normal veya GMM gibi bazı yaygın dağıtım türlerine uydurulabilen kendi genlik ve faz histogramları vardır.

Üç farklı olay frekans verisinin örnek DFT bileşenlerinin genlik histogramları, Şekil 4.2'de gösterilmektedir. Her olay, karşılık gelen histogramın üzerine yerleştirilmiş en yakın dağılımla gösterilmiştir. Sırasıyla 0,15 Hz ve 0,2 Hz'e karşılık gelen 6. ve 8. DFT bileşenleri Şekil 4.2'de örnek olarak verilmiştir. Bu frekans bileşenlerinin, frekans zaman serisinin bu belirli frekanslardaki davranışına karşılık geldiğine dikkat edilmelidir, dolayısıyla frekans eğrisi herhangi bir zaman serisi verisi olarak alınır ve analiz edilir. 10 Hz'de örneklenen 40 saniyelik veri (saniyedeki örnekler), DFT ile analiz edildiğinde, 0,025 Hz ayrı olan 5 Hz'e kadar frekans bileşenlerini ortaya çıkarır. 40. DFT bileşeninin (1 Hz üzeri) üzerindeki genlikler, 40.'nın altındaki en yüksek bileşene göre en az 300 kat düşük olduğundan, bu çalışmada analiz için 1'den 40'a kadar olan bileşenler kullanılmış ve her 40 DFT bileşeninin genlik ve fazı için dağılımlar elde edilmiştir. Sentetik veri üretimi sırasında uygun dağılımlar (Şekil 4.2'deki kırmızı eğriler) üzerinde rastgele noktalar seçilerek veri yeniden üretildiğinden, yeterli çeşitlilikte gerçekçi sentetik veri elde

edilmiştir. Histogramların, her olay için yalnızca 30 olay verisi içeren sınırlı eğitim setinden elde edildiği unutulmamalıdır.



Şekil 4.2. Her olayın DFT bileşenlerinin genlik histogramları, en yakın dağılımların üst üste bindirilmesiyle oluşturulmuştur.

(a) Log-normal dağılıma sahip Hat Arızası, Rayleigh dağılımına sahip Jeneratör arızası ve Rayleigh Dağılımı ile Yük Atma (yukarıdan aşağıya) için 6. DFT genlikleri,

(b) Log-normal dağılımlı Hat Arızası, Rayleigh dağılımı ile Jeneratör arızası ve Rayleigh Dağılımı ile Yük Atma (yukarıdan aşağıya) için 8. DFT genlikleri

DFT'nin genlik ve faz bileşenlerinin histogramları elde edildiğinde, yukarıda bahsedilen dört farklı dağılım (Normal, Rayleigh, Log-normal ve GMM) tek tek uyarlanır ve her biri için Öklidyen mesafeye dayalı olarak yani orijinal histogram ile dört dağılım arasındaki mesafe ölçüsüne göre en uygun dağılım seçilir. Bu yaklaşım sonuçlarını açıklığa kavuşturmak için, seçilen dağılımlar ve ilk 10 DFT genlik bileşeni için elde edilen parametreler, Hat Arızası, Jeneratör arızası ve Yük Atma olayları için sırasıyla Çizelge 4.1, 4.2 ve 4.3'te verilmektedir. Benzer şekilde, karşılık gelen faz dağılımları da Çizelge 4.4, 4.5 ve 4.6 olarak verilmiştir.

40 DFT bileşeninin genliklerinin ve fazlarının her biri için her dağılımdan uygun parametreleri seçtikten sonra, Eş. (4.1)'de verilen ters DFT ifadesini kullanarak sentetik veriyi oluşturmak için ters DFT alınır.

$$x_{reg}(t) = \sum_{i=1}^K A_i \cos(2\pi f_i t + \theta_i) \quad (4.1)$$

Eşitlik (6)'daki değişkenler aşağıdaki gibi tanımlanır.

K : DFT örneklerinin sayısı

f_i : Frekans bileşeninin frekansı

A_i : Frekans bileşeninin genliği

θ_i : Frekans bileşeninin fazı.

Her olay verisinin süresi 40 saniye olduğundan, frekans bileşeni f_i , Eş. (4.2)'de gösterilebileceği gibi $1/40$ (0,025) Hz'nin katlarıdır.

$$f_i = \frac{i}{40}, i = 1, 2, \dots, K \quad (4.2)$$

Burada Eş. (4.1)'deki A_i ve θ_i bileşenleri, her bir DFT'nin dağılımlarından seçilir. Veri yeniden oluşturulduktan sonra, yeniden oluşturma işleminin başarımı değerlendirilir. Üretilen her sentetik verinin, karşılık gelen olayın eğitim verisi zaman serisinin ortalamasına olan Öklid mesafesi hesaplanır. Hesaplanan bu uzaklık değeri bir metrik (0.0030 Hz) ile karşılaştırılarak bu metriğin üzerindeki o olayın gerçek frekans verisinin ortalamasına olan mesafe ile sentetik zaman serileri elenir. Her bir olay için üretilen örnek sentetik veri, örnek bir gerçek olay verisi ile Şekil 4.3'te gösterilmiştir. Frekans, grafiklerin dikey ekseninde başlangıçta 60 Hz çıkarılarak normalize edildiğinden (Şekil 4.1), 60 Hz seviyesi Şekil 4.3'te sıfır değerine karşılık gelmektedir.

4.1.1. DFT fazının etkisi

Frekans PMU verilerinin DFT'si alınırken sadece genlik bilgisinden yararlanılması değerlendirilmiş olup fazın sentetik veri üretimine etkisi araştırılmıştır. Buna göre, Şekil 4.4'te örnek bir Hat Arızası olayı için DFT'nin hem genliği hem de fazı kullanıldığında üretilen bir sentetik veri gösterilmiştir.

Çizelge 4.1. Hat Arızası için DFT genliklerinin seçilmiş dağılımları ve parametreleri

DFT Bileşen Numarası	Seçilen Dağılım	Parametreler
1	GMM	$\mu = 0,0041, 0,0014, 0,0028, 0,0063$ $\sigma = 4,7715e^{-8}, 1,0436e^{-8}, 5,4948e^{-8}, 9,8648e^{-8}$
2	GMM	$\mu = 5,3109e^{-04}, 0,0019$ $\sigma = 1,3010e^{-07}, 1,8376e^{-07}$
3	Normal	$\mu = 9,5576e^{-04}, \sigma = 4,4302e^{-04}$
4	GMM	$\mu = 0,0012, 5,3830e^{-4}$
5	Normal	$\mu = 5,9606e^{-04}, \sigma = 0,2000e^{-04}$
6	Log-normal	$\mu = -7,9318, \sigma = 0,5936$
7	GMM	$\mu = 7,7107e^{-04}, 2,3308e^{-4},$ $\sigma = 5,3978e^{-08}, 7,4359e^{-09}$
8	Log-normal	$\mu = -7,8318, \sigma = 0,6553$
9	Log-normal	$\mu = -7,8740, \sigma = 0,8693$
10	Log-normal	$\mu = -7,8944, \sigma = 0,6851$

Şekil 4.1’te hem genlik hem de faz için Hat Arızası olayı kullanıldığı için üretilen sentetik veri beklenildiği üzere gerçek dalgaya benzemektedir. Şekil 4.2’de DFT genliği şekilde Hat arızası olay verisinden (yeşil), DFT fazı ise Jeneratör arızası olay verisinden (mavi) alınarak sentetik veri üretilmiş ve üretilen verinin (turuncu), orijinal hat arızası olayına benzemediği ve zamanla fazın etkisi ile düşüşe geçtiği gözlenmektedir. Benzer şekilde, Şekil 4.3’te gösterildiği gibi DFT genliği şekilde Hat arızası olay verisinden (yeşil), DFT fazı ise yük atma olay verisinden (mavi) alınarak sentetik veri üretilmiş ve üretilen verinin (turuncu), orijinal hat arızası olayına benzemediği, hatta fazın etkisi ile 50. örnek civarlarında yük atma olayına benzer şekilde tepe oluştuğu gözlenmektedir. Tüm bu veriler ışığında frekans veri seti ile sentetik veri üretiminde DFT fazının da genlik gibi önemli bir parametre olduğu ve kullanılması gerektiği ortaya çıkmaktadır.

Çizelge 4.2. Jeneratör Arızası için DFT genliklerinin seçilmiş dağılımları ve parametreleri

DFT Bileşen Numarası	Seçilen Dağılım	Parametreler
1	Normal	$\mu=0,0110$, $\sigma=0,0046$
2	Normal	$\mu=0,0069$, $\sigma=0,0023$
3	GMM	$\mu=0,038$, $0,0072$, $\sigma=1,0897e^{-6}$, $2,0331e^{-8}$
4	GMM	$\mu=0,0049$, $0,0011$, $0,0037$, $0,0025$ $\sigma=1,6252e^{-8}$, $4,7654e^{-8}$, $8,2972e^{-8}$, $1,0171e^{-7}$
5	Log-normal	$\mu=-6,3615$, $\sigma=0,3435$
6	Rayleigh	$\sigma=9,6216e^{-4}$
7	Log-normal	$\mu=-6,9832$, $\sigma=0,6012$
8	Rayleigh	$\sigma=0,0010$
9	Rayleigh	$\sigma=0,0010$
10	Normal	$\mu=0,0011$, $\sigma=4,9383e^{-4}$

4.2. Sentetik Eğitim Verisi ile Sınıflandırma Çalışmaları

Bu kısımda, üç farklı güç sistemi geçici durumu (hat açma, üretim açma ve yük atma) ile PMU verisine ilişkin sınıflandırma sonuçları sunulmaktadır. Sınıflandırma, GAF yöntemiyle desteklenen bir CNN yapısı olan Bölüm 3'te açıklanan yöntem kullanılarak elde edilir. Kullanılan derin öğrenme yöntemine ilişkin parametreler Çizelge 4.7'de verilmiştir.

Üç olayın sınıflandırılması, gerçek PMU verisine farklı sayıda sentetik veri eklenerek elde edilen çeşitli sınırlı sayıda eğitim seti için gerçekleştirilmektedir. Sonuçlar Çizelge 4.8 ve 4.9'da verilmiştir. Çizelge 4.8'de eğitim setindeki gerçek veri zaman serisi sayısı 15 iken Çizelge 4.9'da 30'dur. Sonuçların güvenilirliğini sağlamak için her iki veri de her eğitim turunda karıştırılmış ve sınıflandırma algoritması her durum için 10 kez çalıştırılarak

Çizelge 4.3. Yük Atma için DFT genliklerinin seçilmiş dağılımları ve parametreleri

DFT Bileşen Numarası	Seçilen Dağılım	Parametreler
1	GMM	$\mu = 0,0078, 4,0781e^{-4}, 0,0044, 0,0138,$ $\sigma = 8,1884e^{-7}, 5,4218e^{-8}, 1,8237e^{-7}, 3,6240e^{-8}$
2	GMM	$\mu = 0,0047, 0,0065, 8,1939e^{-4}, 0,0031$ $\sigma = 8,9169e^{-8}, 1,6951e^{-7}, 3,6046e^{-9}, 4,9990e^{-7}$
3	Normal	$\mu = 0,0021, \sigma = 0,0010$
4	Log-normal	$\mu = -6,7444, \sigma = 0,7487$
5	Normal	$\mu = 0,0011, \sigma = 5,6092e^{-4}$
6	Rayleigh	$\sigma = 6,8865e^{-4}$
7	Log-normal	$\mu = -7,4952, \sigma = 0,8630$
8	Rayleigh	$\sigma = 7,1375e^{-4}$
9	Rayleigh	$\sigma = 5,6419e^{-4}$
10	Rayleigh	$\sigma = 6,3348e^{-4}$

ortalama sonuçlar verilmiştir. Tüm durumlarda test seti verisi, gerçek PMU verisinden seçilir. Her durumda hem eğitim seti hem de test seti için her olaydan eşit miktarda veri kullanılır. 15, 30, 90 ve 150'ye eşit sentetik veri sayısı ile Çizelge 4.8'de listelenen sınıflandırma başarımlarının Çizelge 3.1'de verilen sadece gerçek PMU verisiyle eğitilen derin öğrenme sistemine göre daha iyi olduğu görülmektedir. Çizelge 4.9'dan tüm durumlar için olay sınıflandırma başarımlarının sadece Çizelge 3.1'de verilen gerçek eğitim verisi ile sınıflandırma başarımlarından daha yüksek olduğu görülmektedir. Bu durum, sınırlı sayıda eğitim setinin önerilen yöntem kullanılarak sentetik olarak yeniden oluşturulmuş veriyle desteklenmesinin sınıflandırma başarımını iyileştirdiğini göstermektedir.

Sınıflandırma sonuçlarını literatürdeki diğer mevcut sentetik veri üretim yöntemleriyle karşılaştırmak için, [19]'da önerilen GAN yöntemi olan bir tür derin öğrenme tarafından

Çizelge 4.4. Hat Arızası için DFT fazının seçilmiş dağılımları ve parametreleri

DFT Bileşen Numarası	Seçilen Dağılım	Parametreler
1	GMM	$\mu = -0,9834, 1,6642$ $\sigma = 0,0533, 0,0108$
2	GMM	$\mu = 2,2032, -1,0797$ $\sigma = 0,4098, 0,4202$
3	GMM	$\mu = 1,8280, -1,5269$ $\sigma = 0,3334, 0,1402$
4	GMM	$\mu = 1,6844, -1,7751$ $\sigma = 0,0192, 0,0739$
5	GMM	$\mu = -1,6102, 1,4365$ $\sigma = 0,0453, 0,2606$
6	GMM	$\mu = 1,7515, -1,8007$ $\sigma = 0,1536, 0,1400$
7	GMM	$\mu = 1,8349, -1,7434$ $\sigma = 0,3842, 0,2540$
8	GMM	$\mu = -2,2361, 1,9329, -0,3413,$ $\sigma = 0,2424, 0,4554, 0,1618$
9	GMM	$\mu = 1,7380, -1,5536$ $\sigma = 0,6159, 0,8278$
10	GMM	$\mu = -1,0563, 1,8051$ $\sigma = 0,9461, 0,2446$

üretilen sentetik veri uygulanmaktadır.

GAN'lar denetimsiz öğrenme görevleri için, özellikle amacın belirli bir veri kümesine benzeyen yeni veriler oluşturmak olduğu üretken modellemede kullanılır. Bir GAN, iki sinir ağından oluşur. Bunlar, rekabetçi bir süreçle aynı anda eğitilen Üretici ve Ayrıcı ağılardır. Üretici, rastgele gürültüyü (genellikle bir Gauss veya düzgün dağılımdan alınır) girdi olarak alır ve gerçek verilere benzeyen sentetik veri örnekleri oluşturmaya çalışır. Altta yatan veri dağılımını öğrenmeyi ve gerçekçi veri noktaları üretmeyi amaçlar. Ayrıcı ise hem gerçek veri setinden gerçek veri örneklerini hem de Üretici tarafından

Çizelge 4.5. Jeneratör Arızası için DFT fazının seçilmiş dağılımları ve parametreleri

DFT Bileşen Numarası	Seçilen Dağılım	Parametreler
1	Normal	$\mu = -0,6163$, $\sigma = 0,2829$
2	GMM	$\mu = -1,1290, -1,4126, -0.8940, -1,2106$, $\sigma = 7,0811e^{-4}, 6,5517e^{-4}, 2,7261e^{-4}, 0,0121$
3	GMM	$\mu = -1,3301, -1,8160, -1,5635$, $\sigma = 0,0032, 0,0014, 0,0043$
4	GMM	$\mu = -1,6191, -1,8841, -1,6776$, $\sigma = 0,0143, 0,0152, 1,7986e^{-4}$
5	GMM	$\mu = -1,6546, -2,0030$, $\sigma = 0,0139, 0,0820$
6	GMM	$\mu = -1,9648, -1,6629$, $\sigma = 0,1658, 0,0246$
7	GMM	$\mu = -0,7669, -1,5436$, $\sigma = 0,7394, 0,0683$
8	GMM	$\mu = -1,0011, -1,7541$, $\sigma = 0,1950, 0,4640$
9	GMM	$\mu = -1,3057, -1,5981$, $\sigma = 0,0552, 0,5166$
10	Normal	$\mu = -1,3957$, $\sigma = 0,6359$

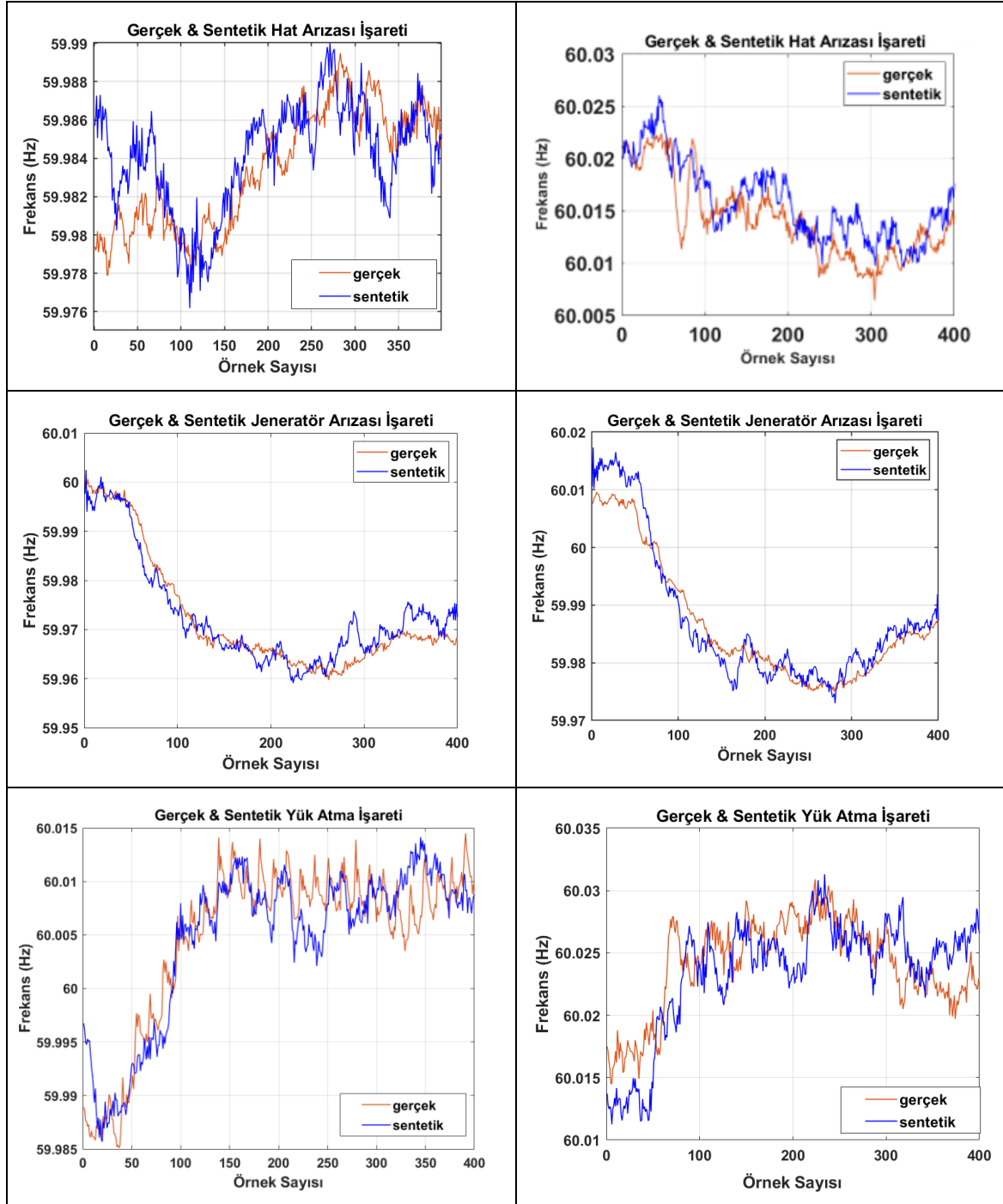
oluşturulan sahte veri örneklerini alır. Rolü, girdiyi "gerçek" veya "sahte" olarak sınıflandırarak gerçek ve sahte verileri birbirinden ayırmaktır. GAN'ların eğitimi, genellikle Üretici ve Ayıracı için bir dizi dönüşümlü güncellemeyi içeren iki aşamalı bir süreçte yapılır. Üretici eğitim adımı sırasında, Üretici rastgele gürültüden sahte veri örnekleri üretir. Bu sentetik numuneler daha sonra Ayıracıya verilir. Ayıracı eğitim adımı, hem gerçek veri kümesinden gerçek veri örnekleri hem de Üreticiden gelen sahte veri örnekleri üzerinde eğitilir. Ayıracı, gerçek verileri "gerçek" ve oluşturulan verileri "sahte" olarak doğru bir şekilde sınıflandırmaya çalışır. Üretici ve Ayıracı arasındaki bu rekabet, Üreticinin Ayıracıyı "kandırmak" için daha gerçekçi veriler üretme

Çizelge 4.6. Yük Atma için DFT fazının seçilmiş dağılımları ve parametreleri

DFT Bileşen Numarası	Seçilen Dağılım	Parametreler
1	GMM	$\mu = -1,9804, 2,5859,$ $\sigma = 2,4123, 0,0970$
2	GMM	$\mu = 1,8008, 2,3225, 2,8202, 2,1407,$ $\sigma = 0,0062, 0,0207e^{-4}, 0,0020, 0,0295$
3	GMM	$\mu = -1,3348, 1,8510, 1,5872,$ $\sigma = 0,0033, 0,0040, 0,0059$
4	Normal	$\mu = -0,6163, \sigma = 0,2059$
5	GMM	$\mu = 1,4335, 0,7675,$ $\sigma = 0,0960, 0,0770$
6	Normal	$\mu = 1,1693, \sigma = 0,8972$
7	GMM	$\mu = 0,4628, 1,5630,$ $\sigma = 1,5209, 0,0232$
8	GMM	$\mu = 1,5162, -2,5713,$ $\sigma = 0,6330, 0,3648$
9	GMM	$\mu = 1,9832, -0,4989,$ $\sigma = 0,2075, 1,6548$
10	GMM	$\mu = 1,7829, -1,3713,$ $\sigma = 0,2420, 0,7065$

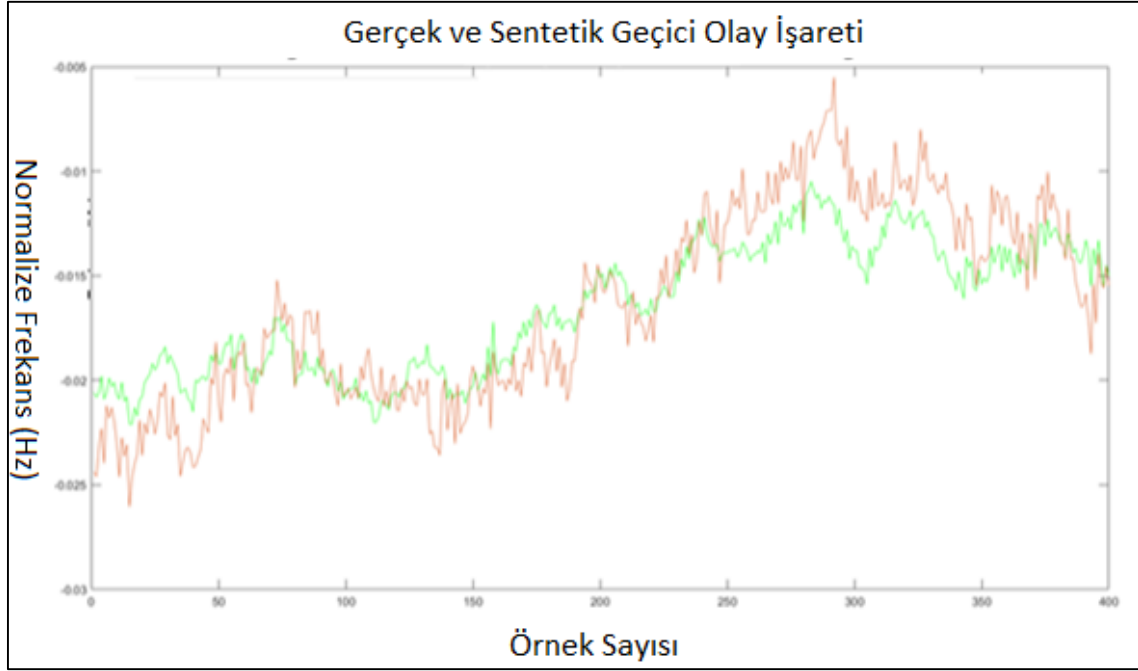
yeteneğini geliştirmeyi hedeflediği, Ayırmıcının ise gerçek ve sahte verileri ayırt etmede daha iyi olmayı amaçladığı, düşmanca bir ilişki yaratır. Eğitim ilerledikçe Üretici daha gerçekçi veri dağıtımları oluşturmayı öğrenirken, Ayırıcı gerçek ve sahte verileri ayırt etmede daha usta hale gelir. Nihai hedef, Üreticinin gerçek verilerden ayırt edilemeyen veriler oluşturması ve Ayırmıcıyı olabildiğince kandırmasıdır.

Bu çalışmada daha sonra Çizelge 4.8 ve 4.9'da sunulan tüm testler GAN kullanılarak tekrarlanmış ve sonuçlar 1000 ve 10000 eğitim tur sayısı için son iki sütunda verilmiştir. Çizelge 4.9'un son satırındaki tek bir durum dışında önerilen sentetik veri oluşturma

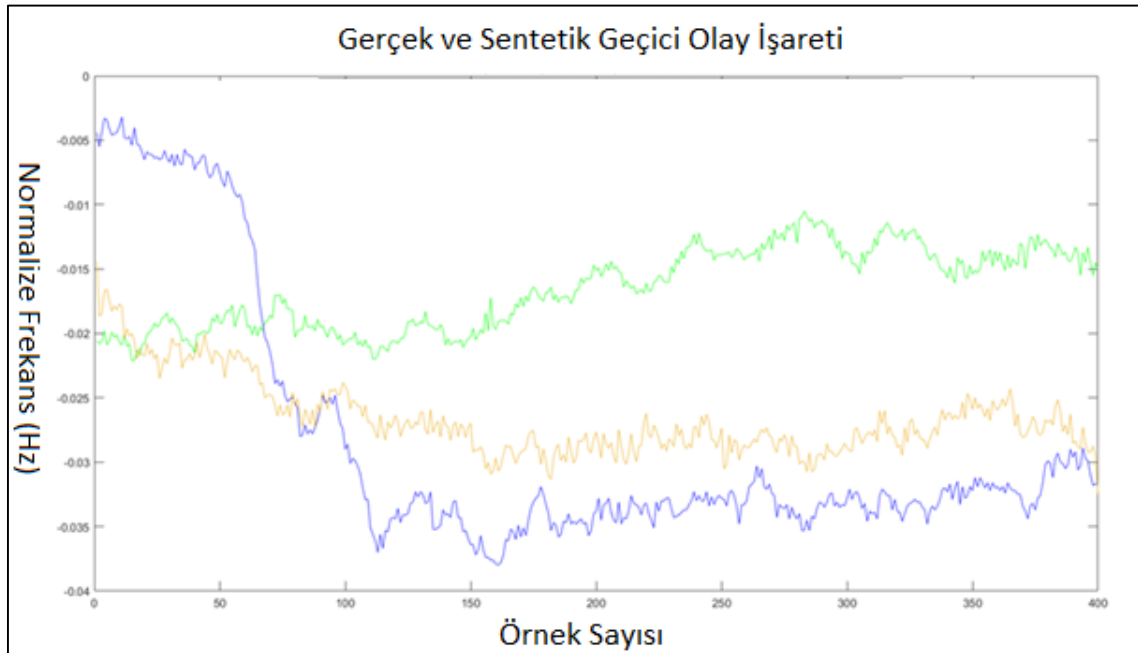


Şekil 4.3. Örnek gerçek veriyle birlikte her olay için yeniden oluşturulmuş sentetik veri örnekleri (Yukarıdan aşağıya: Hat Arızası, Jeneratör Arızası ve Yük Atma)

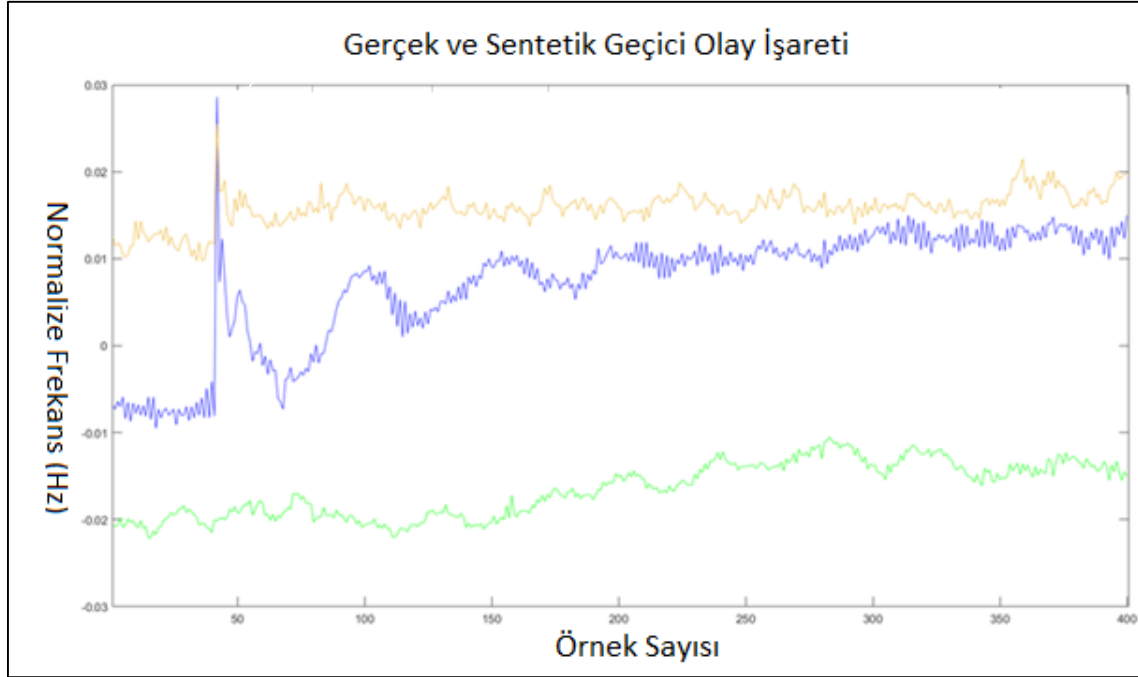
yöntemi, GAN yönteminden daha iyi başarımlar göstermektedir. Önerilen yöntem ile GAN yönteminin hesaplama yükleri de karşılaştırılmıştır. Önerilen yöntemle 100 adet sentetik verinin üretilmesi 1,28 dakika sürerken aynı sayıda verinin GAN kullanılarak üretilmesi 1000 eğitim tur sayısı ile 9,32 dk ve 10000 eğitim tur sayısı ile 83,97 dk sürmektedir.



Şekil 4.4. Hem genlik hem faz için hat arızası olayı kullanıldığı durumda DFT fazının etkisinin gösterimi (Yeşil orijinal hat arızası olayını gösterirken, kırmızı üretilen sentetik olayı göstermektedir.)



Şekil 4.5. Genlik için hat arızası, faz için jeneratör arızası olayı kullanıldığı durumda DFT fazının etkisinin gösterimi (Yeşil orijinal hat arızası, mavi orijinal jeneratör arızası olaylarını gösterirken, turuncu üretilen sentetik hat arızası olayını göstermektedir.)



Şekil 4.6. Genlik için hat arızası, faz için yük atma olayı kullanıldığı durumda DFT fazının etkisinin gösterimi (Yeşil orijinal hat arızası, mavi orijinal yük atma olaylarını gösterirken, turuncu üretilen sentetik hat arızası olayı göstermektedir.)

Çizelge 4.7. Derin Öğrenme eğitim parametreleri

Parametre	Değer
Öğrenme Hızı	0,001
Yığın Boyutu	100
Eğitim Tur Sayısı (Epoch)	100
Algoritma Türü	Stochastic Gradient Descent
Momentum Katsayısı	0,9
Katman Sayısı	13
Karıştırma	Her Turda

Çizelge 4.8. Sentetik olarak desteklenen eğitim seti ile sınıflandırma sonuçları (gerçek eğitim seti veri sayısı 15 iken)

Eğitim Seti Verisi Sayısı (Gerçek)	Eğitim Seti Verisi Sayısı (Sentetik)	Test Seti Verisi Sayısı	Önerilen Yöntem İçin Sınıflandırma Doğruluğu (%)	GAN için Sınıflandırma Doğruluğu (%) (Epoch:1000)	GAN için Sınıflandırma Doğruluğu (%) (Epoch:10000)
15	15	15	81,33	77,33	78,00
15	30	15	82,67	78,67	74,67
15	60	15	79,33	77,33	76,67
15	90	15	80,67	76,00	77,33
15	150	15	82,00	76,67	77,33

Bu bölümde elde edilen tüm sonuçlar aşağıdaki gibi değerlendirilebilir:

1. Yukarıda verilen sonuçlarla ilgili belirtilmesi gereken ilk şey, önerilen yöntem kullanılarak üretilen tüm sentetik PMU frekans zaman serilerinin, Derin öğrenme tabanlı sınıflandırma sisteminin eğitimi için kullanıldığıdır. Sistemin gerçek kullanımında durum böyle olmayacağından, test setini desteklemek için hiçbir veri kullanılmaz. Gerçek sistemde, sınırlı eğitim seti durumunda sınıflandırma sisteminin başarımını artırmak için eğitim seti sentetik veriyle desteklenecek ve sistem yeni gelen test verisini sınıflandırmak için kullanılacaktır. Bununla birlikte, literatürdeki bazı araştırma çalışmaları hem eğitim setini hem de test setini desteklemek için yeniden oluşturulmuş veri kullanır ki bu çok gerçekçi değildir [19, 26].
2. Önerilen yöntemin avantajı, DFT analizinin histogramlarının, zaman serisi verisinin davranışını modellemek için kullanılmasıdır. Bu yöntem, veriyi yeniden oluşturmak için başka bir Derin öğrenme tabanlı sistem kullanmak gibi önerilen diğer metotlara kıyasla oldukça basit bir yöntemdir. Bu nedenle önerilen yöntem, önceki bölümde bahsedildiği gibi mevcut birçok yönteme kıyasla düşük hesaplama karmaşıklığına sahiptir.

Çizelge 4.9. Sentetik olarak desteklenen eğitim seti ile sınıflandırma sonuçları (gerçek eğitim seti veri sayısı 30 iken)

Eğitim Seti Verisi Sayısı (Gerçek)	Eğitim Seti Verisi Sayısı (Sentetik)	Test Seti Verisi Sayısı	Önerilen Yöntem İçin Sınıflandırma Doğruluğu (%)	GAN İçin Sınıflandırma Doğruluğu (%) (Epoch:1000)	GAN İçin Sınıflandırma Doğruluğu (%) (Epoch:10000)
30	30	15	80,00	76,67	75,33
30	60	15	80,67	74,67	74,00
30	90	15	82,00	74,67	74,00
30	150	15	84,00	75,33	77,33
30	300	15	81,33	77,33	78,00
30	30	30	80,00	78,15	78,00
30	60	30	79,67	77,37	77,00
30	90	30	79,00	77,00	76,67
30	150	30	78,00	77,37	77,00
30	300	30	77,67	79,00	77,67

3. Çizelge 4.8'deki sonuçlar incelendiğinde gerçek eğitim veri sayısının 15 adet olduğu, sentetik eğitim veri sayısının 15, 30, 90 ve 150 olduğu durumlarda elde edilen başarımların Çizelge 3.1'deki sonuçlardan yaklaşık %2 daha başarılıdır. Ayrıca, her durum için sınıflandırma başarımlarının GAN yöntemi ile sentetik veri üretim metodundan daha başarılıdır.

4. Benzer şekilde gerçek eğitim veri sayısının 30 adet olduğu ve sentetik eğitim veri sayısının 300'e kadar çıktığı durumların tamamı için başarımların sadece gerçek veri kullanılan Çizelge 3.1'deki sonuçlardan %3 ile %9 arasında daha başarılıdır. Sentetik eğitim verisinin 300 olduğu durum dışında tüm sınıflandırma sonuçlarında GAN yönteminden daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

5. Benzer olaylar için GAN yöntemi ile sentetik veri üreterek sınıflandırma başarısını artırmayı amaçlayan [19] numaralı çalışmada sınıflandırma başarısı sadece gerçek veri kullanılan duruma göre %2 ile %5 artarken, bu çalışmada sınıflandırma başarısı %9'a kadar yükselmiştir.

5. ELEKTRİK ARK OCAĞI (EAO) MODELLEMESİ

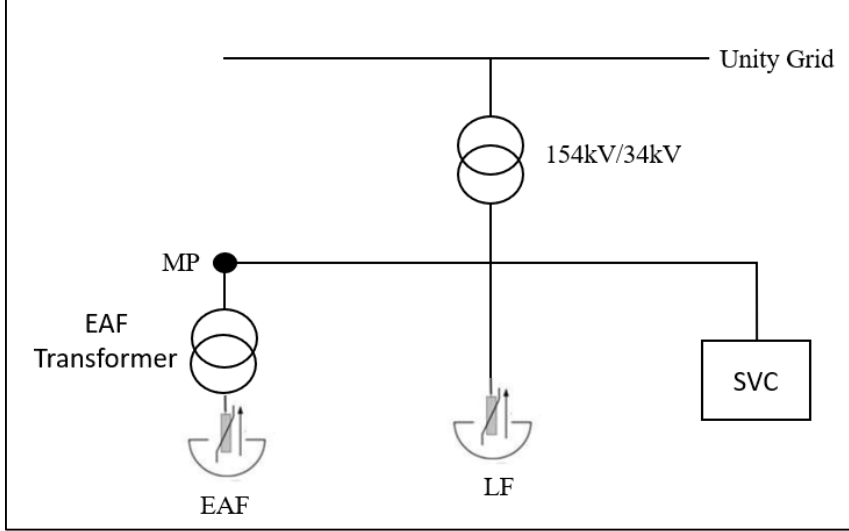
EAO akımlarının frekans spektrum dağılımlarını kullanarak yeniden senteze dayalı bir elektrik ark ocağı modelini konu alan tezin ikinci kısmı aşağıdaki şekilde organize edilmiştir. Bölüm 5.1'de, önerilen EAO akım modeli açıklanmakta ve ardından sahada toplanan EAO verisiyle Toplam Harmonik Bozulmalar (Total Harmonic Distortion – THD) ve kırpışma karşılaştırılarak doğrulanmaktadır. Bölüm 5.2'de ise mevcut modelleme çalışmasının olası uygulama alanları gösterilmektedir.

5.1. Önerilen EAO Yöntemi

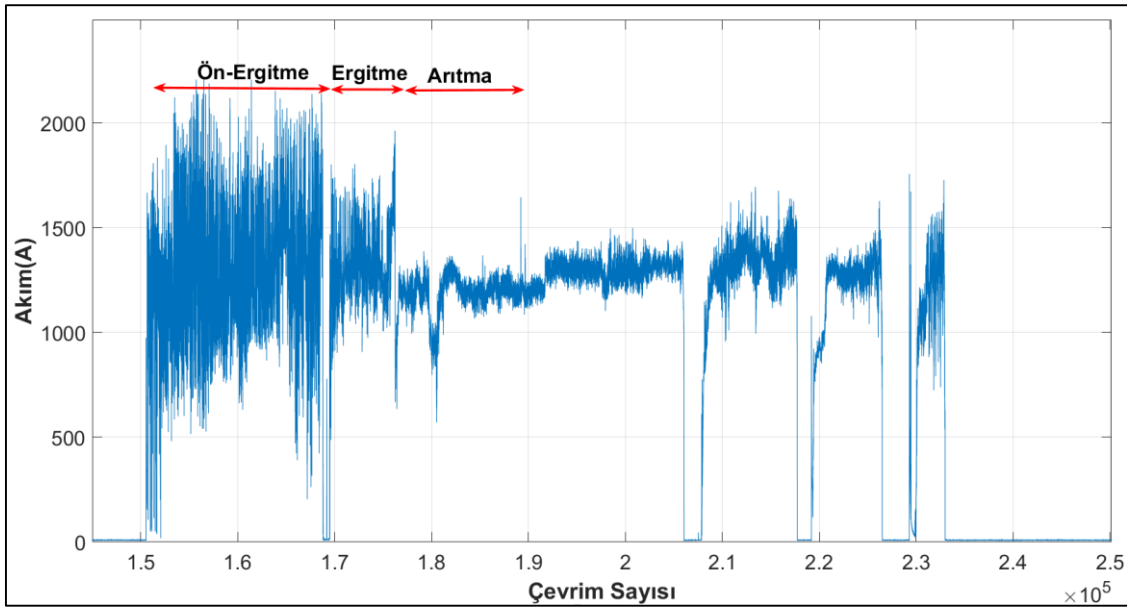
Tez çalışmasının bu bölümünde, bir EAO tesisinden toplanan saha verisi, EAO akımını modellemek için kullanılmıştır. Şekil 5.1'de Ölçüm Noktası (Measurement Point – MP), akım ve gerilim verisinin toplandığı ölçüm noktasını belirtir. Veri toplama, Türkiye Güç Kalitesi Projesi [64] aracılığıyla geliştirilen PQ+ güç kalitesi analizörleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Toplanan verinin örnekleme frekansı 3200 Hz'dir ve bu değer 50 Hz güç frekansının çevrimi başına 64 örneğe karşılık gelir. Genel veri, süresi yaklaşık 26 dakika olan EAO işleminin bir dökümden diğer döküme süresinden elde edilen veriyi içerir. EAO akımının, EAO çalışmasının farklı aşamalarında farklı özellikler göstermesi nedeniyle; ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamaları ayrı ayrı ele alınır. Bu üç aşamanın özelliklerini göstermek için, 50Hz'lik ardışık bir döngü periyotlarında elde edilen akım dalga formunun RMS değerleri Şekil 5.2'de sunulmaktadır. Burada sadece EAO akımının Faz-A'sının kullanıldığı ve modellendiği unutulmamalıdır. Ancak yöntem A, B ve C fazlarına ayrı ayrı uygulanabilir ve üç fazlı bir modele ihtiyaç duyulması durumunda model genelliği kaybetmeden üç fazlı bir model olarak kullanılabilir.

Bu üç aşamanın farklı özelliklerinin daha iyi anlaşılmasını sağlamak için, Şekil 5.2'de gösterilen veri üzerinde önerilen yöntemin bir ön adımı yürütülür. EAO akımının ardışık bir çevriminin DFT'leri elde edilir ve bu durumda 50Hz olan temel frekansın ve ikinci harmoniğin genlikleri sırasıyla ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamalarına ait genlik histogramlarını elde etmek için kullanılır. Sonuçlar Şekil 5.3'te sunulmuştur. Şekil 5.3'te gösterildiği gibi, ön-ergitme fazında akım genliklerindeki değişimler hem temel hem de ikinci harmonik için ergitme ve arıtma fazlarına kıyasla çok daha yüksektir. Bu nedenle

önerilen modelin ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamalarına ayrı ayrı uygulanmasının yüksek doğruluk için daha uygun olacağı değerlendirilmiştir.



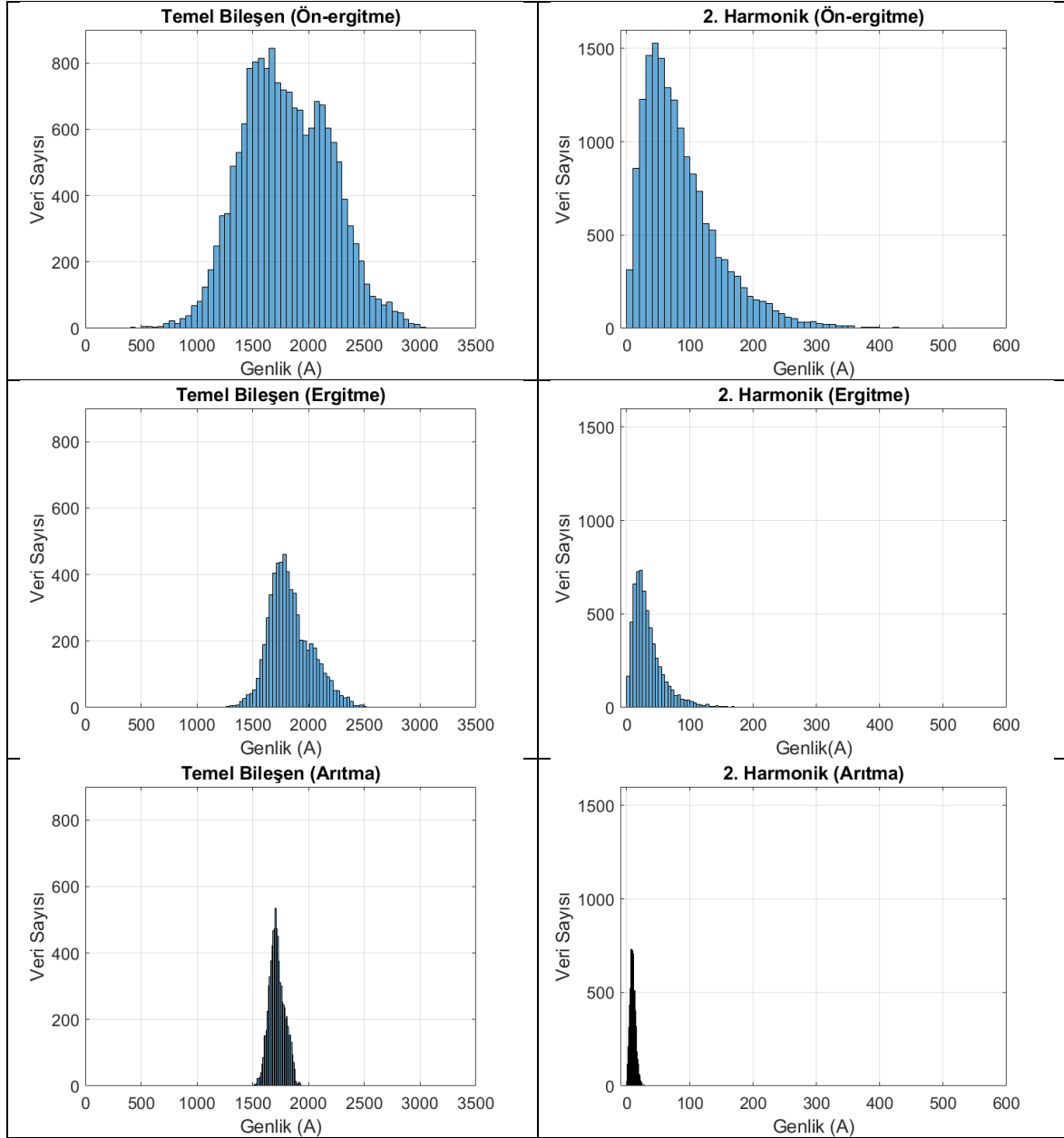
Şekil 5.1. Elektrik şebekesinin saha verisinin toplandığı bölümünün tek hat şeması (MP: Ölçüm Noktası, EAF Transformer: EAO Trafosu)



Şekil 5.2. 50 Hz temel frekansın çevrimi başına hesaplanan tek fazlı EAO akım RMS değerleri

5.1.1. EAO akımlarının frekans spektrum dağılımları

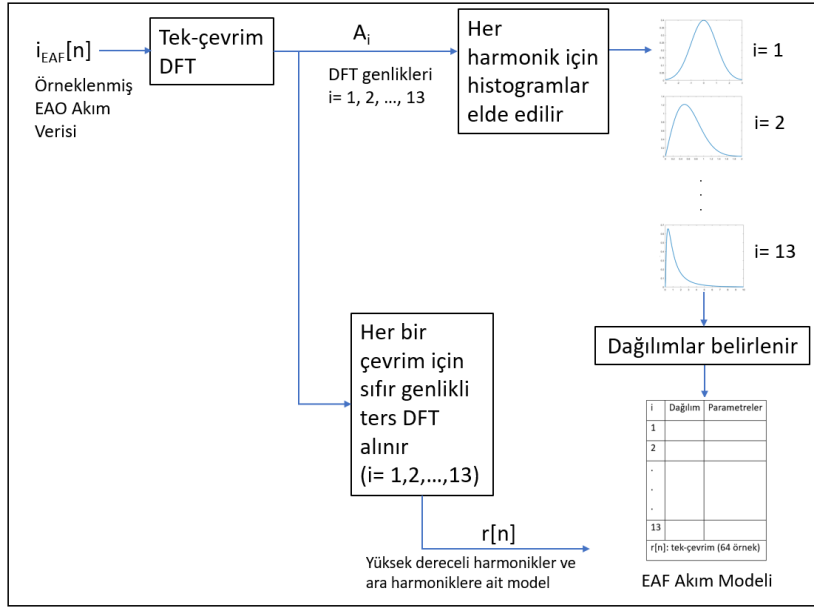
Şekil 5.4, önerilen EAO akım modelleme yönteminin blok şemasını göstermektedir. EAO akım dalga formunun ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamalarının bölgeleri belirlendikten



Şekil 5.3. Ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamaları için temel ve ikinci harmonik akımların DFT genlik histogramlarının karşılaştırılması

sonra, ön-ergitme, ergitme ve arıtma için ayrı ayrı 3200 Hz örnekleme hızında 64 örnekli (tek çevrim uzunluğunda) tek çevrimli DFT'ler elde edilir. Ardından, temelden 13. harmoniğe kadar her bir DFT frekans bileşeninin genliklerinin histogramları oluşturulur.

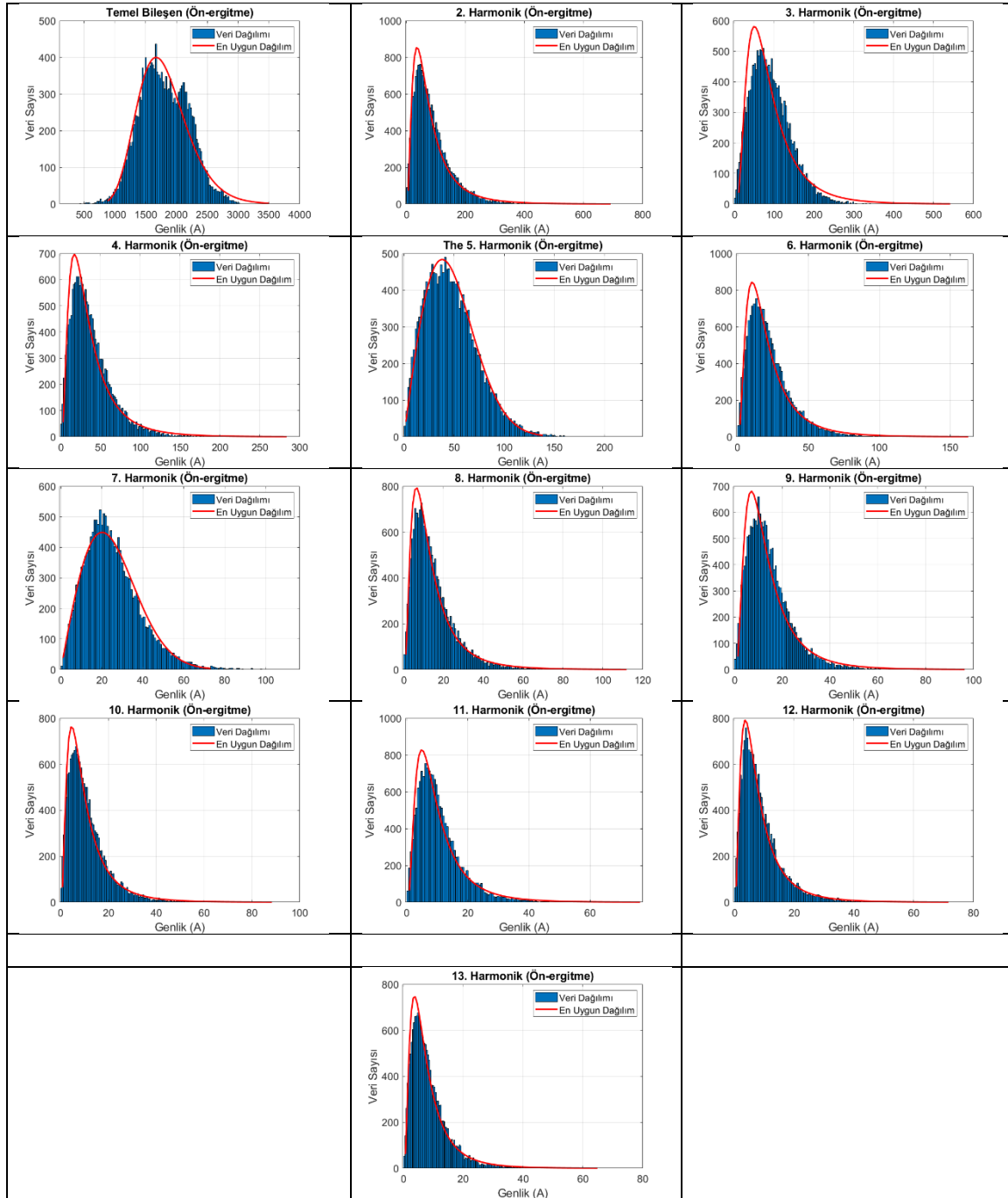
Literatürde verilen sentetik veri oluşturma tekniğine benzer şekilde, Normal, Rayleigh ve Log-normal dağılımlarından biri, Öklid mesafe ölçüsü kullanılarak her harmoniğin histogramına uydurulur [57]. Şekil 5.5, genlik harmoniklerinin histogramlarını ve ön-ergitme aşaması için karşılık gelen en uygun dağılımları gösterir. Bu dağılımlar, EAO



Şekil 5.4. EAO akım modelleme sürecinin blok şeması

akım modelini oluşturmak için ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamalarının her birinin her bir frekans bileşeni için toplanır. Yeni bir EAO akım modeli gerektiğinde, her bir harmonik bileşeni ve temel bileşeni içeren yeni bir akım dalga formu bu dağılımlara göre yeniden sentezlenir. Bir EAO akımının dökümden diğer döküme süresinin her yenilenmesinde, her bir frekans bileşeninin genlikleri, modeldeki gibi tüm EAO çalışma aşaması boyunca aynı dağılıma sahip olacak şekilde karşılık gelen modelden rastgele seçilir. Bu nedenle, her model rejenerasyonunda, EAO operasyonunun stokastik davranışını yansıtan bir dökümden diğer döküme periyodu için benzersiz bir EAO akım dalga formu üretilir. Çizelge 5.1, ön-ergitme aşaması için DFT genliklerinden elde edilen seçilmiş dağılımları ve bunların parametrelerini listeler. DFT analizi, 50 Hz temel frekans için 20 ms olan güç frekansının her bir döngüsünde elde edilir.

Çizelge 5.1'de listelenen dağılımlar, Şekil 5.2'de gösterilen saha verisinin ön-ergitme aşaması için elde edilmiştir, bu da EAO akım modelinin, mevcut verisi toplanan EAO'nun çalışma döngülerinden birinden elde edildiği anlamına gelir. Diğer iki aşama olan ergitme ve arıtmadan elde edilen harmonik genliklerin histogramları (Bkz. Şekil 5.6 ve 5.7), seçilen dağılımlar ve dağılım parametreleri Çizelge 5.2 ve 5.3'te verilmiştir.



Şekil 5.5. Ön-ergitme aşaması için EAO akımlarının DFT Genlik Histogramları ve temel frekansa (50Hz) ve 2. ile 13. harmoniklere karşılık gelen en uygun dağılımlar

5.1.2. EAO akım modeli

Önerilen EAO modeli kullanılarak EAO akım dalga şekli üretiminin tüm sürecini gösteren blok şema Şekil-5.4'te verilmiştir. EAO akımının sinyal modeli, Eş. (5.1)'de verildiği gibi ayrık zamanda ifade edilebilir.

$$x[n] = \sum_{i=1}^N A_i \sin\left(\frac{2\pi f_i n}{F_s} + \theta_i\right) + r[n] \quad (5.1)$$

Çizelge 5.1. EAO işleminin ön-ergitme aşamasındaki temel frekans ve harmonikler için DFT genlik histogramlarının en uygun dağılımları ve bunlara karşılık gelen parametreler

Harmonik Sırası	En Uygun Dağılım	Parametreler
Temel	Log-Normal	$\mu= 7,47185, \sigma= 0,229241$
2.	Log-Normal	$\mu= 4,19683, \sigma= 0,780301$
3.	Log-Normal	$\mu= 4,33885, \sigma= 0,651874$
4.	Log-Normal	$\mu= 3,40118, \sigma= 0,748759$
5.	Rayleigh	B= 38,069
6.	Log-Normal	$\mu= 2,88189, \sigma= 0,736521$
7.	Rayleigh	B= 20,0968
8.	Log-Normal	$\mu= 2,42783, \sigma= 0,763014$
9.	Log-Normal	$\mu= 2,44786, \sigma= 0,706457$
10.	Log-Normal	$\mu= 2,13783, \sigma= 0,781048$
11.	Log-Normal	$\mu= 2,13372, \sigma= 0,733701$
12.	Log-Normal	$\mu= 1,91072, \sigma= 0,786879$
13.	Log-Normal	$\mu= 1,87774, \sigma= 0,76473$

Burada n örnek indekstir, N modelde kullanılan toplam harmonik sayısıdır, A_i , i . harmonik genliği olup, θ fazdır ve $r[n]$, N . dereceden büyük tüm harmonikleri temsil eden sinyaldir. $N = 1$ temel frekansa karşılık gelir, F_s örnekleme frekansı ve f_i harmonik frekanslardır. Bu denklem, temel frekansın tam bir döngüsü için EAO akım dalga biçimini sentezlemek için kullanılır, yani 3200 Hz örnekleme hızı için 64 örnektir. A_i , EAO operasyonunun ön-ergitme aşaması için Şekil 5.5 ve Çizelge 5.1'de verilen uygun dağılımlardan seçilir. A_i , genel ön-ergitme aşaması için üretilen tüm genliklerin dağılımı, her bir frekans bileşeni

Çizelge 5.2. EAO işleminin ergitme aşamasındaki temel ve harmonikler için DFT genlik histogramlarının en uygun dağılımları ve karşılıklı parametreleri

Harmonik Sırası	En Uygun Dağılım	Parametreler
Temel	Log-Normal	$\mu= 7,50933, \sigma= 0,104166$
2.	Log-Normal	$\mu= 3,26471, \sigma= 0,768931$
3.	Rayleigh	$B=41,8566$
4.	Log-Normal	$\mu= 2,62183, \sigma= 0,740272$
5.	Normal	$\mu= 33,9926, \sigma= 11,9916$
6.	Log-Normal	$\mu= 2,01746, \sigma= 0,741441$
7.	Normal	$\mu= 15,896, \sigma= 6,27405$
8.	Log-Normal	$\mu= 1,55544, \sigma= 0,749742$
9.	Rayleigh	$B=5,93159$
10.	Log-Normal	$\mu= 1,26959, \sigma= 0,745976$
11.	Log-Normal	$\mu= 1,35583, \sigma= 0,716273$
12.	Log-Normal	$\mu= 1,09324, \sigma= 0,736454$
13.	Log-Normal	$\mu= 1,16102, \sigma= 0,714197$

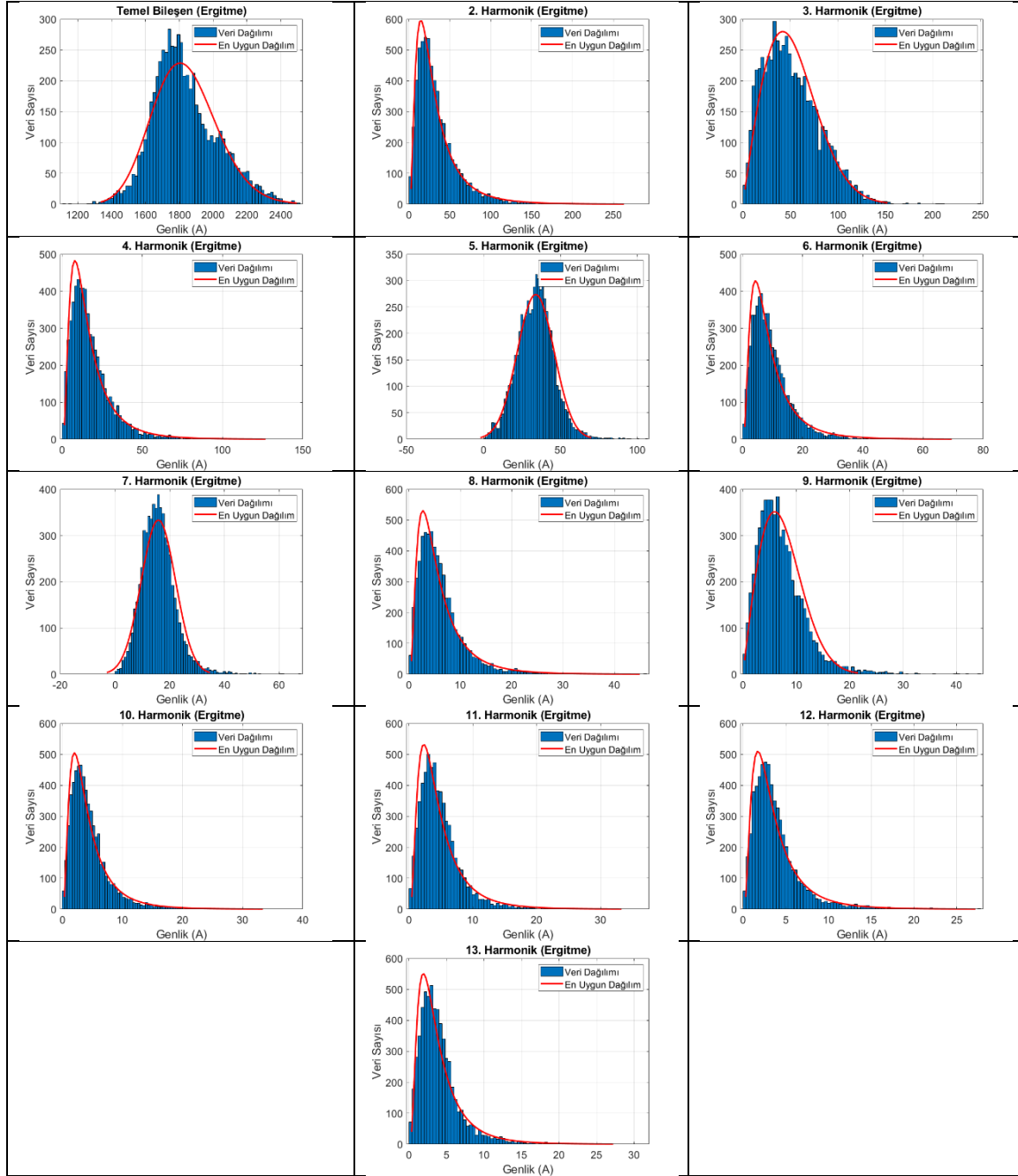
için Şekil 5.5 ve Çizelge 5.1'de listelenen model dağılımlarıyla yaklaşık olarak aynı dağılımlara sahip olacak şekilde seçilir. Eşitlik (5.1)'de verilen işlem, EAO akımının her bir döngüsü için tekrarlanır ve tek döngü uzunluğundaki dalga biçimleri, ön-ergitme aşamasının tüm uzunluğunu elde etmek için birbirine eklenir (benzer şekilde ergitme veya arıtma işlemleri için sırasıyla Şekil 5.6 ve Çizelge 5.2 ve Şekil 5.7 ve Çizelge 5.3 kullanılarak). Tüm döngülerin fazının, genelliği kaybetmeden sıfır olarak varsayıldığına dikkat edilmelidir, bu nedenle tüm tek döngü uzunluğundaki dalga biçimleri, birbirine eklendiğinde bağlantı noktalarında aksaklıklar oluşturmaz. Yüksek mertebeden harmonikler için genliğin temel genliğin %10'undan daha azına düştüğü ve bu nedenle

Çizelge 5.3. EAO işleminin arıtma aşamasındaki temel ve harmonikler için DFT genlik histogramlarının en uygun dağılımları ve karşılıklı parametreleri

Harmonik Sırası	En Uygun Dağılım	Parametreler
Temel	Log-Normal	$\mu= 7,44735$, $\sigma= 0,403995$
2.	Normal	$\mu= 9,68442$, $\sigma= 4,47195$
3.	Rayleigh	$B=10,8306$
4.	Rayleigh	$B=2,9469$
5.	Normal	$\mu= 14,5565$, $\sigma= 3,81862$
6.	Rayleigh	$B=2,21182$
7.	Normal	$\mu= 4,28836$, $\sigma= 2,07786$
8.	Rayleigh	$B=1,84912$
9.	Rayleigh	$B=1,66202$
10.	Rayleigh	$B=1,59503$
11.	Rayleigh	$B=1,66814$
12.	Rayleigh	$B=1,46019$
13.	Rayleigh	$B=1,45031$

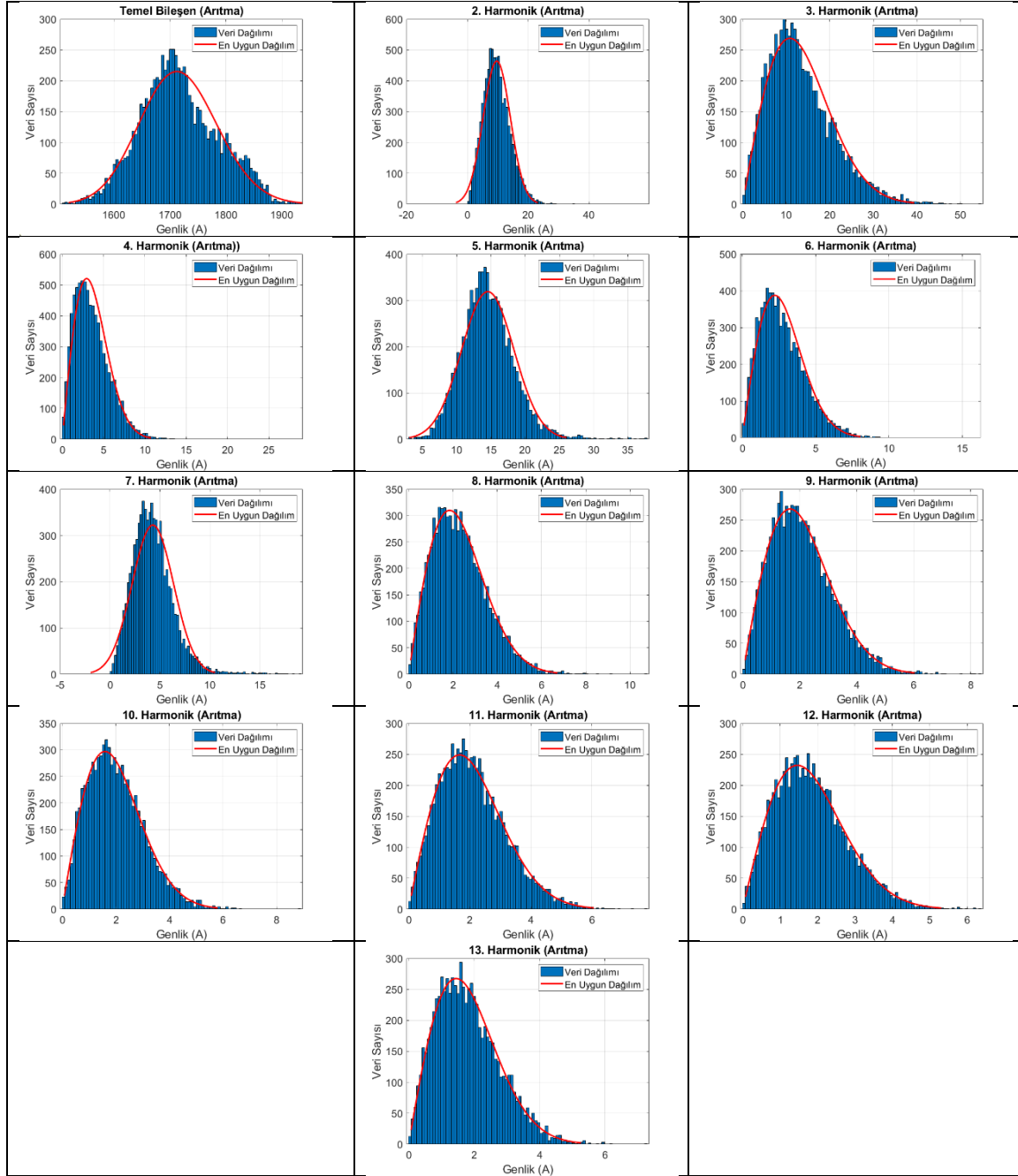
Eş. (5.1)'de $N = 13$ kullanıldığı gözlemi nedeniyle 13 harmoniği toplamının yeterli olacağı düşünülmektedir.

Kosinüs dalgası yerine Sinüs dalgasının kullanılması, döngüler arasında düzgün geçiş sağlar ve sinüs dalgasıyla bir döngüden diğerine geçiş sıfır geçişlerinde gerçekleştiğinden, ardışık yenilenen döngülerin önemli ölçüde farklı genliklere sahip olması durumunda aksaklıkları önler. Ardışık döngülerde önemli ölçüde farklı genliklere sahip olmanın, Şekil 5.8'de görülebileceği gibi, orijinal EAO akım verisinde de yaygın olduğuna dikkat edilmelidir.



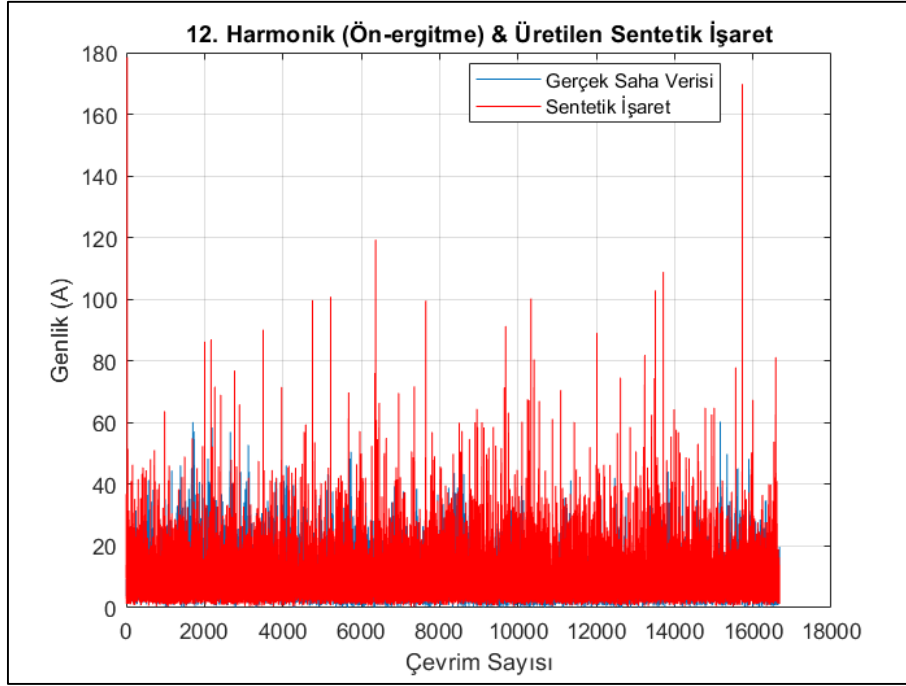
Şekil 5.6. Ergitme aşaması için EAO akımlarının DFT Genlik Histogramları ve temel frekansın (50 Hz) ve 2. ile 13. harmoniklerin karşılık gelen en uygun dağılımları

Eşitlik (5.1)'de, $r[n]$, yüksek dereceli harmonikler, ara harmonikler ve gürültü dahil kalan tüm frekans bileşenlerini temsil eder. Gerçekçi bir $r[n]$ oluşturmak için orijinal EAO sinyali kullanılır. Temel frekans dahil 13. harmoniğe kadar EAO akımının tüm genlikleri sıfıra ayarlanır ve $r[n]$, ters DFT işlemiyle elde edilir. Tek bir döngü için elde edilen sinyal, modeldeki tüm yenilenen sinyal döngüleri için en yüksek dereceli bileşenler olarak kullanılır. Ön-ergitme, ergitme ve artıma sinyal modellerinin her biri, bir döngü uzunluğunda kendi $r[n]$ sinyallerine sahiptir.

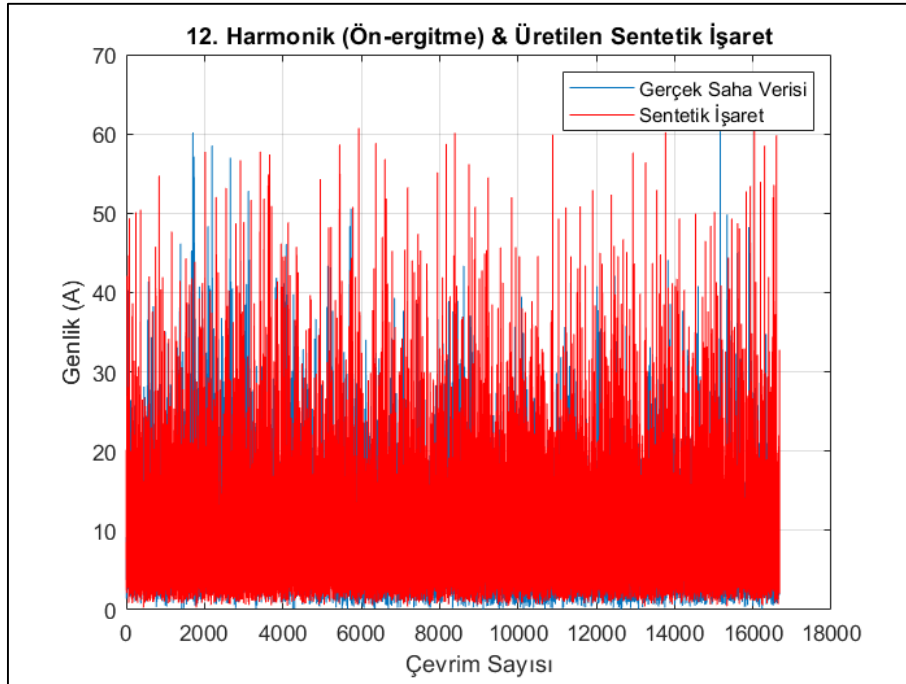


Şekil 5.7. Arıtma aşaması için EAO akımlarının DFT Genlik Histogramları ve temel frekansın (50 Hz) ve 2. ile 13. harmoniklerin karşılık gelen en uygun dağılımları

Şekil 5.5'te verilen modellerin dağılımlarını doğrudan kullanmanın bir dezavantajı (benzer şekilde Şekil 5.6 veya Şekil 5.7), dağılımların bazen saha verisinde bulunmayan aşırı değerlere neden olabilmesidir, bu da Şekil 5.5'te görülebileceği gibi oldukça nadir oluşum oranlarına sahip daha yüksek genlik değerlerine karşılık gelir. Çok seyrek meydana gelmelerine rağmen saha veri genlikleri ile uyumsuzluğa neden olurlar. Problem, örnek olarak 12. harmonik bileşen için alan veri genliklerini yeniden oluşturulan genliklerle



(a)



(b)

Şekil 5.8. Saha verisinin (mavi) ön-ergitme aşamasının 12. harmonik genlikleri ve yeniden üretilen genlikleri (kırmızı); (a) dağıtımdan doğrudan üretildiğinde ve (b) aşırı genlik eliminasyonundan sonra.

karşılaştıran Şekil 5.8(a)'da verilen genlikleri karşılaştırarak gözlemlenebilir. Bu aşırı değerleri ortadan kaldırmak amacıyla, gerçek akım harmonik davranışının daha iyi temsil edilmesini sağlamak için dağılımdan seçilen gerçek akım genliğinin maksimumunu aşan değerler elenir. Şekil 5.8(b)'de, bu aşırı genlik eleme işleminden sonra yeniden oluşan

genlikler karşılaştırılmış ve yenilenen genliklerin orijinal genliklere daha yakın özellikler gösterdiği görülmektedir.

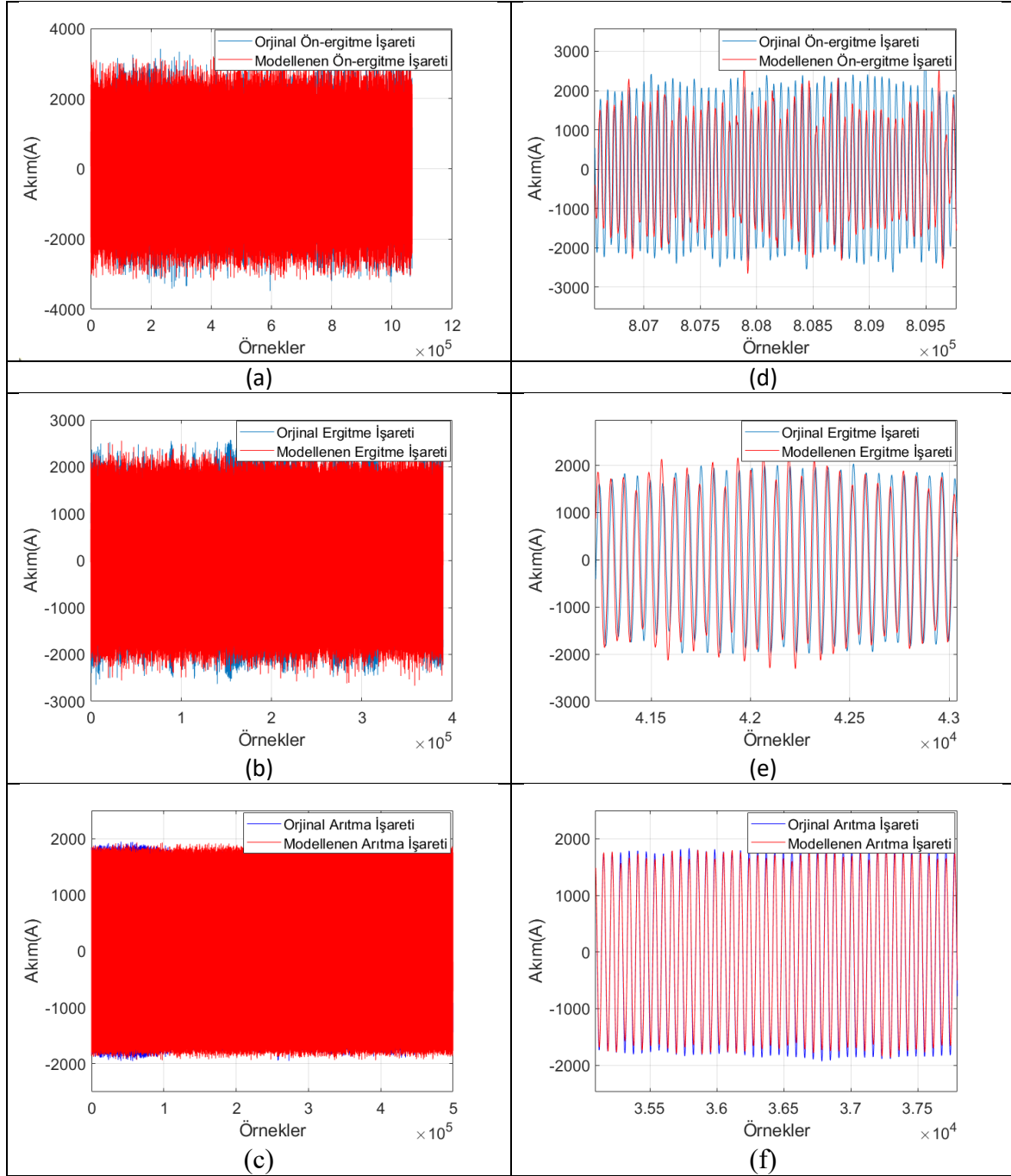
5.1.3. Önerilen EAO modelinin doğrulanması

Orijinal akım sinyali ile önerilen model kullanılarak yeniden oluşturulan sinyal Şekil 5.9'da gösterildiği gibi karşılaştırıldığında, dalga biçimlerinin tüm ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamaları için oldukça benzer özellikler gösterdiği görülmektedir. Yatay eksenin, Şekil 5.9'da 3200 Hz örnekleme hızı için örneklenmiş olduğuna dikkat edilmelidir. Bunu nicel olarak doğrulamak için, hem THD hem de kırpışma hesaplamaları kullanılır. THD hesaplaması Eş. (5.2)'de verildiği gibi ifade edilebilir; burada V_i , $i = 1$ için temel frekansı ve $i \geq 2$ için orijinal veya yenilenmiş sinyalin i . harmonik genliğini temsil eder.

$$THD (\%) = \frac{\sqrt{V_2^2 + V_3^2 + \dots + V_{13}^2}}{V_1} \times 100 \quad (5.2)$$

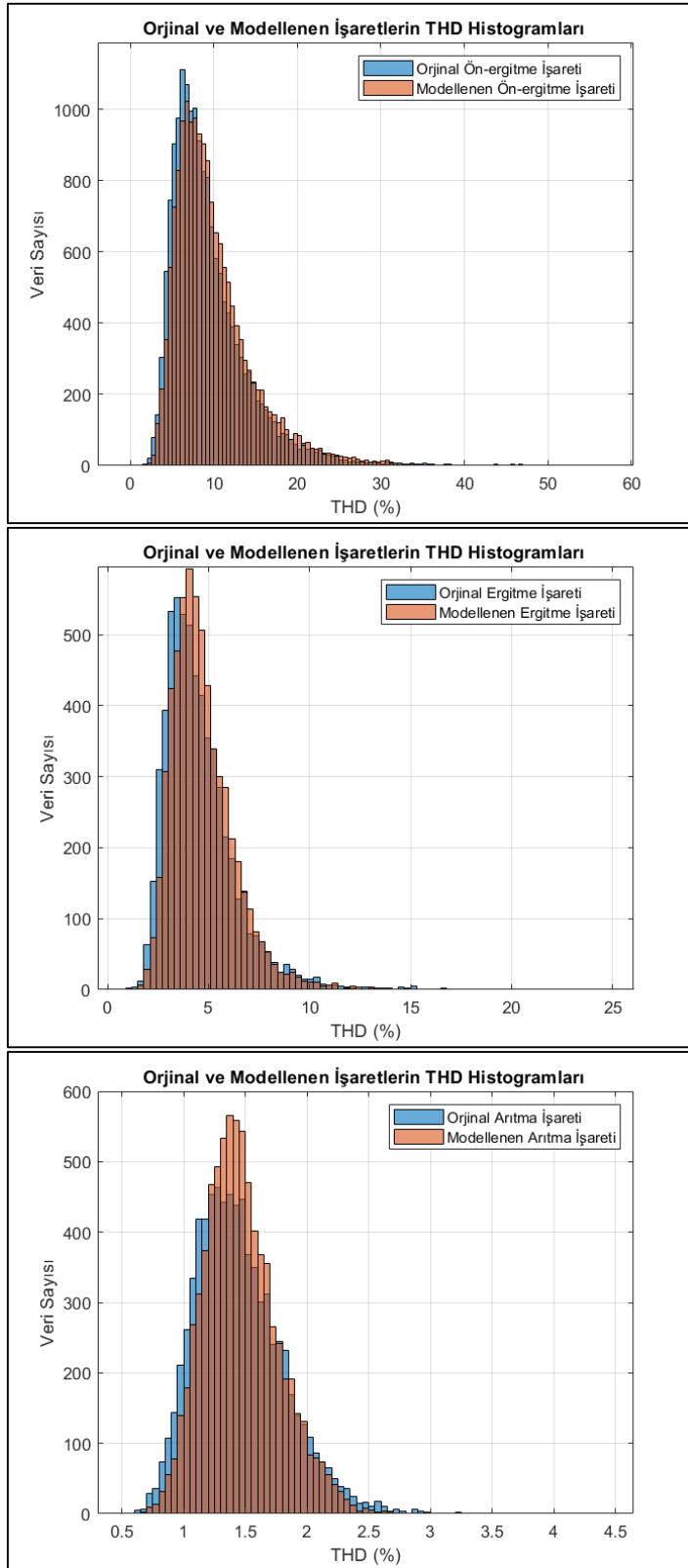
Eşitlik (5.2) kullanılarak, ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamaları için orijinal ve yenilenmiş EAO akım dalga biçimleri için THD'ler hesaplanır. Mevcut dalga şeklinin her bir döngüsü için, bir THD değeri hesaplanır ve tüm döngülere ait THD'lerin histogramları, Şekil 5.10'da verildiği gibi her EAO çalışma aşaması için karşılaştırılır. Ek olarak, bu THD değerlerinin ortalamaları Çizelge 5.4'te karşılaştırılır. Her üç EAO fazı için modellenen akım dalga şekillerinin THD histogramlarının ve orijinal dalga formlarının histogramlarının birbirine yakın olduğu görülmektedir.

Çizelge 5.4'ten de görüleceği üzere ön-ergitme, ergitme ve arıtma için orijinal ve modellenen sinyallerin ortalama THD değerleri birbirine oldukça yakındır. Hem Çizelge 5.4'teki hem de Şekil 5.10'daki sonuçlar, bu araştırma çalışmasında sunulan EAO modelleme tekniğinin, tam bir dökümden döküme süresi için EAO operasyonunun mevcut dalga biçimini modellemek için kullanılabileceğini göstermektedir. Çizelge 5.5'te P_{st} değerleri, yani [65]'e göre kısa süreli kırpışma hesaplaması, EAO akım sinyallerinin kırpışma ölçüsünü ortaya koymaktadır. Ön-ergitme aşaması için gerçek ve modellenmiş sinyal P_{st} 'leri arasında bir miktar fark olmasına rağmen, ergitme ve arıtma aşamaları için



Şekil 5.9. Ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamaları için orijinal ve modellenmiş EAO akım sinyalleri; (a)-(c) tüm işlem aşaması, (d)-(f) seçilen yakınlştırılmış kısımlar.

birbirlerine önemli ölçüde yakındırlar. Ön-ergitme aşaması için gözlenen farkın, tezi gelecekte yapılması planlanan çalışmalarında belirtilen frekans modelleme konusunun gündeme getirilmesiyle çözülebileceği düşünülmektedir. Bir dökümden diğer döküme süresi tamamı için, frekansın tam olarak 50 Hz olarak modellendiğini, gerçek durumda ise frekansın nominal değeri etrafında $\pm 0,05$ Hz kadar hafif dalgalanmalar gösterdiğine dikkat edilmelidir. Frekansın modellenmesinin sonuçları iyileştireceği düşünülmektedir.



Şekil 5.10. Ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamaları için orijinal ve modellenen EAO akım dalga biçimlerine ait THD'lerin karşılaştırılması

Çizelge 5.4. Ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamalarının akım dalga şekilleri için THD'sinin ortalamalarının karşılaştırılması

EAO İşletme Aşaması	THD Ortalama Değeri (%)	
	Orijinal Akım Dalga Şekli	Modellenmiş Akım Dalga Şekli
Ön-ergitme	9,42	10,02
Ergitme	4,56	4,73
Arıtma	1,45	1,47

Çizelge 5.5. Ön-ergitme, ergitme ve arıtma aşamalarının akım dalga formları için P_{st} değerlerinin karşılaştırılması

EAO İşletme Aşaması	P_{st} Değeri (%)	
	Orijinal Akım Dalga Şekli	Modellenmiş Akım Dalga Şekli
Ön-ergitme	0,19	0,10
Ergitme	0,10	0,08
Arıtma	0,07	0,07

5.2. Önerilen EAO Modelinin Olası Uygulama Alanları

Bu tez çalışmasında, bir dökümden diğer döküme çalışma süresi işlemi için EAO'dan alınan ölçümler kullanarak gerçek bir EAO akım dalga biçimini modellemek için bir yöntem sunulmaktadır. Önerilen yöntemle elde edilen akım dalga şekillerinin gerçek dalga şekillerine benzerliği bir önceki kısımda THD ve kırpışma ölçümlerinin karşılaştırılması ile gösterilmiştir. Ark ocağı sisteminin kurulumu son derece maliyetli bir işlem olduğundan benzetim ortamında önerilen EAO akım modeli kullanılarak sistem üzerindeki etkisi benzetim ortamında önceden görülebilir. Ayrıca ark ocağı modellemesinin süreç geliştirme, başarımlar analizi, tasarım optimizasyonu ve metal işleme sürecini analiz etme gibi uygulama alanları vardır. Süreç geliştirmede, yüksek sıcaklıklarda metal ergitme, kaynak, kesme ve şekillendirme işlemleri için en uygun koşulların ve süreç

parametrelerinin belirlenmesini sağlar. Başarım analizinde, ürünlerin başarımını analiz etmek için ark ocağı modellemesi kullanılabilir. Diğer bir uygulama alanı olarak, tasarım optimizasyonu, bir parçanın tasarımını en uygun şekilde optimize etmeye yardımcı olabilir. Son olarak, metal işleme süreçlerini analiz etmek için de ark ocağı modellemesi kullanılabilir.

6. TARTIŞMA

Bu tez çalışmasının ilk bölümünde sunulan güç sistemleri geçici olaylarının sınıflandırma başarımlarının artması için özgün bir sentetik veri üretme tekniği sunulmuştur. Bu çalışmanın literatürdeki benzer çalışmalara göre avantajları ve güçlü yanları aşağıda verilmektedir:

- Geçici olaylar gibi yüksek frekans bileşenli değişimler içeren olayların, güç kalitesi çözümleyicilerine göre daha düşük örnekleme hızında veri toplayan, yaygın kullanımlı ve düşük maliyetli PMU cihazları ile toplanan frekans verisi ile sınıflandırılması,
- Sentetik verinin literatürdeki çalışmalardan farklı olarak, gerçek hayata uygun olarak sadece eğitim setine eklenmesi,
- Sentetik veri üretme tekniğinin ve CNN tabanlı sınıflandırma algoritmasının işlem yükünün az olması,
- Sentetik veri üretme tekniğinin kıyaslandığı GAN yöntemine göre daha başarılı sonuçlar vermesi.

Ayrıca, tez çalışmasının diğer konusu olan EAO akım eğrilerinin frekans spektrumlarını kullanarak EAF akım modeli oluşturulmuştur. Literatürdeki ark ocağı modellemesi genellikle karmaşık matematiksel modeller, derin öğrenme, bulanık mantık kullanan modeller veya saha verisi depolama [42-56] yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilir. Bu sebeple ilgili tekniklerin işlem yükü önemli ölçüde yüksektir. Önerilen EAO modelleme yönteminde ise sinyalin sadece frekans spektrumu kullanılmış ve dağılımların parametreleri $N = 13$ bileşen için saklanmıştır. Yüksek dereceli bileşenlerin dalga biçimi, yalnızca tek bir döngü için saklanır ve bu, tüm EAO çalışma aşaması için kullanılır. Dolayısıyla işlem yükü ve veri depolama ihtiyacı diğer tekniklere göre çok daha düşüktür. Sonuç olarak, önerilen EAO akım modeli, orijinal EAO sinyaline çok yakın hesaplanan THD değerleri ile hızlı çözüme sahip bir algoritma ile ön plana çıkmaktadır.

7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, DFT genlik ve faz dağılımlarının kullanımıyla iki farklı konunun çözümü sunulmuştur. Bu konulardan ilki, güç sistemlerinde önemli olan geçici olayların sınıflandırılmasıdır. Gerçek PMU frekans ölçümlerinden elde edilen veri kullanılarak, saha verisinin sınırlı olduğu durumlarda veri sayısını artırmak için özgün bir sentetik veri üretme tekniği önerilmiştir. Sınıflandırma işlemi için CNN derin öğrenme yönteminden yararlanılmıştır. Diğer bir konu ise DFT genlik histogramlarını kullanarak EAO akım eğrisinin modellenmesidir. EAO akım eğrisinde bulunan üç ayrı aşama (ön-ergitme, ergitme ve arıtma) ayrı ayrı modellenmiş ve oluşturulan model, gerçek akım eğrisiyle karşılaştırılarak başarısı doğrulanmıştır.

Gerçekleştirilen ilk çalışmada, PMU frekans ölçümlerini kullanarak güç sistemi geçici olaylarını sınıflandırmak ve DL tabanlı bir sınıflandırma sisteminin eğitim setini zenginleştirmek için sentetik veri üretmeye odaklanan yeni bir yöntem önerilmiştir. Önerilen prosedür özellikle sınırlı sayıda eğitim verisi bulunduğu durumlarda kullanışlıdır. Sentetik olarak zenginleştirilmiş eğitim setinin, hiçbir eğitim seti iyileştirmesinin olmadığı duruma kıyasla sınıflandırma başarımını arttırdığı gösterilmiştir. Yöntem, nispeten çok daha düşük bir oranda toplanan PMU ölçümlerinden yüksek frekanslı varyasyonlar olan geçici bilgileri ortaya çıkarması anlamında yenidir. Gerçekçi sentetik frekans verisi, frekans zaman serileri üzerinde bir DFT analizi kullanılarak üretilmiş ve her bir DFT bileşeni ile her bir olay türü için ayrı ayrı DFT frekansı ve faz bilgileri üzerinde istatistiksel bir analizden sonra yeniden sentezlenmiştir. Sentetik verinin eklenmesiyle, sadece gerçek verinin kullanıldığı duruma göre sınıflandırma başarımının %9'a kadar arttığı görülmektedir. Ayrıca, eğitim setinin önerilen yöntemle zenginleştirilmesinin, derin öğrenme tabanlı sentetik veri üretme yönteminden daha iyi başarımlar gösterdiği ve aynı zamanda daha az hesaplama yüküne sahip olduğu gösterilmiştir. Bu araştırma çalışmasında önerilen yöntem kullanılarak, sınırlı sayıda gerçek veri ile otomatik olay verisi sınıflandırması yapan güç kalitesi cihazlarının sınıflandırma başarımı artırılabilir.

Geçici olayların sınıflandırılması çalışmasında literatürdeki çalışmaların aksine sentetik verinin gerçek hayata uygun olarak sadece eğitim setine eklenmesi, test setinin sabit ve

gerçek saha verisi olarak bırakılması oldukça önemlidir. Böylece üretilen sentetik verinin gerçek veriye benzerliğinin yüksek olmaması durumunda sınıflandırma sonucunun başarılı olmayacağı açıktır. Sınıflandırma başarımlarının, sadece gerçek veri ile sınıflandırmaya göre daha yüksek çıkması bir anlamda oluşturulan sentetik verinin gerçek veriye benzerliğini de kanıtlamaktadır. Belirtildiği üzere literatürde genel olarak sentetik verinin hem eğitim hem de test setine eklenmesi yaygın bir uygulamadır. Bu sebeple mevcut çalışmanın bu yönü sentetik veri üretme algoritmasının güçlü yönlerinden birisidir.

Bir diğer önemli durum kullanılan eğitim ve test veri sayısıdır. Mevcut çalışma, eğitim ve test setindeki sahadan alınan veri sayısının her olay türü için sırasıyla 15-15, 30-15 ve 30-30 adet olduğu durumlarda geçerlidir. Diğer deyişle gerçek verinin limitli olduğu durum için başarılı bir sentetik veri üretme ve geçici olay sınıflandırma algoritması oluşturulmuştur. Sahadan alınan veri sayısının fazla olduğu ve eğitim setindeki veri sayısının oransal olarak yüksek olduğu durumlarda sentetik veri üretmek yerine, veri sayısını artırmak için mevcut veriyi iki defa kullanmak veya gerçek veriyi olduğu gibi ancak eğitim/test seti oranını optimize etmek gibi yöntemlerin kullanılması durumunda daha başarılı sonuçlar alınabilir. Böyle bir çalışmanın gerçekleştirilmesi ve tüm bu yöntemlerin birbiri ile kıyaslanması gelecek çalışma konularından birisi olacaktır. Mevcut çalışmada sentetik veri sayısı, gerçek veri sayısının en fazla 10 katı olacak şekilde üretilmiştir. Gerçek veriye göre daha fazla sentetik veri üretildiğinde sentetik veri üretmenin geçici olay sınıflandırmasında çok başarılı sonuçlar vermesi beklenmeyen bir durumdur.

Önerilen sentetik veri üretme tekniğinin bir diğer avantajı ise matematiksel olarak son derece basit ve böylece hızlı bir yöntem olmasıdır. DFT histogramları üzerinde uygun dağılımların seçilmesi ile yeni zaman serilerinin oluşturulması matematiksel olarak herhangi bir karmaşıklık barındırmamaktadır. Bunun aksine, literatürde genellikle GAN gibi derin öğrenme temelli karmaşık algoritmalar mevcuttur. Önerilen yöntemin hızı ve basitliğine ilaveten Çizelge 4.8 ve 4.9’da verildiği gibi eğitim döngü sayısı 1000 ve 10000 olan GAN yöntemi ile üretilen sentetik verinin kullanıldığı sınıflandırma algoritma sonuçlarının hemen hemen hepsinden daha başarılı sonuçlar vermesi gerçekleştirilen çalışmanın başarısını açıkça ortaya koymuştur.

Bu çalışmada Şekil 4.6'ta belirtildiği gibi 4'ü evrişim katmanı olmak üzere toplam 13 katmanı bulunan bir CNN algoritması ile sınıflandırma yapılmıştır. Sınıflandırma algoritmasının da zaman efektif ve karmaşık olmayan bir algoritma olması nedeniyle çalışmanın tüm fazlarıyla matematiksel yükünün az olduğu görülmektedir. Bununla birlikte gelecekte yapılacak çalışma olarak farklı derin öğrenme yöntemleri (Yinelemeli Sinir Ağı (Recursive Neural Network - RNN), Yinelemeli Evrişimli Sinir Ağı (Recursive Convolutional Neural Network - RCNN) gibi) ile bu çalışmanın başarısı karşılaştırılıp irdelenebilir.

Bu çalışmanın bir diğer maliyet etkin ve ulaşılabilir olan özelliği ise kullanılan veri türüdür. Geçici olaylar gibi yüksek frekanslı olaylar içeren frekans ve faz zaman verisinin, düşük frekanslı veri kaydı yapan PMU cihazlarına ait veri üzerinden tespit edilmesi ve sınıflandırılması son derece önemlidir. PMU cihazları hem endüstriyel anlamda hem de akademik çalışmalarda rahatça kullanılabilen ve maliyeti yüksek olmayan cihazlar olması sebebiyle, mevcut çalışmanın etki alanının son derece geniş olduğunu göstermektedir.

Geçici olayların sınıflandırılması amacıyla sentetik veri üretimi çalışmasının kullanım yeri olarak veri sayısı sınırlı olan ve otomatik sınıflandırma yapan güç kalitesi cihazları verilebilir. Bu cihazların sınıflandırma başarımının artması ile geçici olay sınıflandırmanın kullanım alanları olan güç sistemleri, arıza tespit ve teşhisi, durum izleme, sinyal işleme, anormal durum tespiti ve endüstriyel otomasyon gibi alanlarda başarıyı artırması hedeflenmektedir.

Mevcut konu kapsamında gelecekte yapılabilecek çalışmalar aşağıdaki şekilde özetlenebilir:

- Farklı eğitim/test oranı ile az sayıda sınıflandırma çalışmasının tekrarlanması,
- Veri kaynağı olarak frekans yerine PMU açısı zaman eğrisi veya ROCOF verisinin kullanılması,
- Farklı derin öğrenme metotlarının (RNN, RCNN vb.) kullanılması,
- Görüntü dönüşüm yöntemi olarak GASF dışında farklı metotların kullanılması,
- GAN dışında farklı sentetik veri üretme teknikleri ile karşılaştırma yapılması.

Tez çalışmasının ikinci konusu, EAO akımlarının frekans spektrum dağılımlarını kullanan bir EAO akım modeli oluşturulmuştur. Model, EAO operasyonunun farklı aşamaları, diğer deyişle ön-ergitme, ergitme ve arıtma için EAO akım dalga biçimini yeniden oluşturmak için kullanılır. Önerilen teknik, her faz için akım dalgalarının 50 Hz'lik döngüsü başına frekans spektrumlarının elde edilmesini ve ardından DFT genlik histogramlarının her bir harmonik için uygun dağılımlara oturtulmasını içerir. Daha sonra bu dağılımlar, EAO akım dalga biçimlerini yeniden oluşturmak için kullanılır. Bir EAO akımının bir dökümden diğer döküme kadar olan süresinin her yenilenmesinde, her bir frekans bileşeninin genlikleri, modeldeki gibi tüm EAO çalışma aşaması boyunca aynı dağılıma sahip olacak şekilde karşılık gelen modelden rastgele seçilir. Bu nedenle, her kullanımında, EAO işleminin stokastik davranışını yansıtan bir dökümden döküme süresi için benzersiz bir EAO akım dalga formu üretilmiştir. Bu, önerilen yöntemin yeniliklerinden biridir.

Yöntem, orijinal ve yenilenmiş EAO akım dalga biçimlerinin THD histogram değerleri ve kırpışma değerleri karşılaştırılarak doğrulanmıştır. Ön-ergitme aşamasının kırpışma sonucu dışında tüm sonuçlar birbirine yakın olacaktır. Sunulan formda, modelde yalnızca genlik analizi yer almıştır ve temel frekansın tam olarak 50,0 Hz olduğu varsayılmıştır. Frekans dalgalanmalarını içeren daha ayrıntılı bir EAO akım modeli, ileriye dönük çalışmaların konusu olacaktır.

Bu çalışmada ve ilk kısımda kullanılan sentetik veri üretme tekniğinden yola çıkılarak oluşturulan modelleme tekniği yine bir önceki çalışmada olduğu gibi, matematiksel olarak basit bir yöntem içermekte ve kolay uygulanabilen hızlı bir yöntemdir. Gerçek zamanlı veya gerçek zamana olabildiğince yakın çalışmaların son derece önemli olduğu günümüzde bu şekilde işlem yükü az olan hızlı ve basit uygulamalar kritik öneme sahiptirler.

Önerilen EAO akım modeli tekniği kurulacak bir Ark Ocağı'nın kurulum öncesi benzetim ortamından belli özelliklerinin incelenmesini sağlamaktadır. İlave olarak bir Ark Ocağı kurulumunun çok maliyetli bir yatırım olduğu değerlendirildiğinde doğru modellemenin ne kadar önemli bir çalışma olduğu aşikardır. EAO akım modellemesinin diğer kullanım alanları aşağıda belirtilmiştir:

Süreç Optimizasyonu: EAO akım modellemesi, fırın içindeki akım akışının davranışı hakkında bilgi sağlayarak çelik üretim prosesinin optimize edilmesine yardımcı olacaktır.

Enerji Verimliliği: EAO akım modellemesi, elektrik ile çelik üretim sürecindeki enerji kayıplarının ve verimsizliklerin tanımlanmasını sağlar. Akım dağılımını analiz ederek, yüksek dirençli kayıpların veya eşit olmayan ısınmanın olduğu alanları tespit etmek mümkün hale gelir ve optimizasyon önlemlerinin uygulanmasına olanak tanır.

Elektrot Tasarımı ve Yerleştirme: EAO akımının modellenmesi, elektrotların fırın içindeki yerleşiminin tasarlanması ve optimize edilmesine yardımcı olur.

Elektrot Düzenleme ve Kontrol: EAO akım modellemesi, elektrik ark ocağına güç girişini düzenlemek için kontrol stratejileri geliştirmeye yardımcı olur. Akım akışı ile voltaj, güç ve elektrot konumu gibi çeşitli proses değişkenleri arasındaki ilişkiyi tanımlayarak, istenen çalışma koşullarını sürdürmek ve arkı stabilize etmek için kontrol algoritmaları tasarlanabilir.

Güvenlik ve Ekipman Koruması: EAO akım modellemesi, potansiyel güvenlik tehlikelerini ve ekipman hasarını tahmin etmeye ve azaltmaya yardımcı olur.

Eğitim ve Öğretim: EAO akım modellemesi, elektrikli çelik üretimi alanında eğitim ve beceri geliştirme için bir eğitim aracı olarak hizmet eder. Mevcut dağılımın ve etkilerinin görsel bir temsilini sağlayarak, elektrik ark ocağı operasyonunun karmaşık dinamiklerini anlamaya yardımcı olur.

Sonuç olarak, EAO akım modellemesi elektrik endüstrisinde değerli bir teknik olup süreç optimizasyonu, enerji verimliliği, elektrot tasarımı, kontrol sistemi geliştirme, güvenlik geliştirme ve eğitim desteği konularında katkılar sunmaktadır. Elektrik ark ocağındaki akım davranışının doğru bir şekilde benzetim ortamında modellenmesi, çelik üretim süreçlerinin, ekipman başarımının ve genel üretkenliğin iyileştirilmesine katkıda bulunur.

Elektrik ark ocağı modelleme çalışmasında gelecekte çalışılması öngörülen konular;

- Frekans dalgalanmalarının EAO modellenmesine dahil edilmesi,
- Farklı veri kaynakları ile modelleme çalışmasının tekrar edilmesi,
- Ön-ergitme aşaması için elde edilen modelleme ile gerçek veriye ait THD ve P_{st} değerleri arasındaki farkın analiz edilmesidir.

KAYNAKLAR

1. Bollen, M.H.J. and Gu, I.Y.H. (2006). *Signal processing of power quality disturbances*. (İkinci Baskı). USA: John Wiley & Sons Inc., 515-517.
2. IEEE (2011). *1159-1995 IEEE recommended practice for monitoring electric power quality*. IEEE. USA. 1-12.
3. Zhang, Y. and Tomsovic, K. (2009, Nov). *Real-time transient instability detection based on decision trees*. 15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems, Brazil, 1-6.
4. Guo, T., He, J., Li, Z. And Milanovic, J.V. (2014, Aug). *Evaluation of classification methods for on-line identification of power system dynamic signature*. 2014 Power Systems Computation Conference, Wroclaw, Poland, 1-7.
5. Ibrahim, A.M., Ezzat, M. And Abdelaziz, A.Y. (2016, Dec). *Performance comparison of classification methods for line outage detection*. Eighteenth International Middle East Power Systems Conference (MEPCON), Cairo, 1-7.
6. Patcharoen, T. and Ngaopitakkul, A. (2018, Aug). Transient inrush current detection and classification in 230 kV shunt capacitor bank switching under various transient-mitigation methods based on discrete wavelet transform. *IET Generation Transmission & Distribution*, 12(15), 3718-25.
7. Mejia-Barron, A., Amezquita-Sanchez, J.P., Dominguez-Gonzalez, A., Valtierra-Rodriguez, M., Razo-Hernandez, J.R. and Granados-Lieberman, D. (2017, Oct). *A scheme based on PMU data for power quality disturbances monitoring*. IECON 2017-43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Beijing, China, 3270-75.
8. Tan, B., Yang, J., Pan, X., Li, J., Xie, P. and Zeng, C. (2017, Jan). Representational learning approach for power system transient stability assessment based on convolutional neural network. *The Journal of Engineering*, 2017(13), 1847-50.
9. Hou, J., Xie, C., Wang, T., Yu, Z., Lu, Y. and Dai, H. (2018, May). *Power System Transient Stability Assessment Based on Voltage Phasor and Convolution Neural Network*. 2018 IEEE International Conference on Energy Internet (ICEI), Beijing, China, 247-51.
10. Yadav, R., Raj, S. and Pradhan, A.K. (2019, Apr). Real-time event classification in power system with renewables using kernel density estimation and deep neural network. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(6), 6849-59.
11. Mukherjee, S., Darvishi, A., Chakraborty, A. and Fardanesh, B. (2019, Aug). *Learning power system dynamic signatures using LSTM-based deep neural network: A prototype study on the New York State Grid*. 2019 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), Atlanta, GA, USA, 1-5.

12. Zheng, L., Hu, W., Zhou, Y., Min, Y., Xu, X., Wang, C., et al. (2017, Jul). *Deep belief network based nonlinear representation learning for transient stability assessment*. 2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting, Chicago, IL, USA, 1-5.
13. Dong, Y., Cao, H., Ding, X., Xu, G. and Yue, C. (2020, Mar). Multi-task learning method for classification of multiple power quality disturbances. *IET Gener. Transm. Distrib.*, 14(5), 900-9.
14. Taghipourbazargani, N., Dasarathy, G., Sankar, L. and Kosut, O. (2022, Oct). A Machine Learning Framework for Event Identification via Modal Analysis of PMU Data. *IEEE Transactions on Power Systems*, doi: 10.1109/TPWRS.2022.3212323.
15. Wang, W., Yin, H., Chen, C., Till, A., Yao, W., Deng, X., et al. (2020, Feb). Frequency Disturbance Event Detection Based on Synchrophasors and Deep Learning. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 11(4), 3593-605.
16. Tian, X., Wang, L. and Zhang, R. (2022, Jan). *License Plate Recognition Based on CNN*. 14th International Conference on Computer Research and Development (ICCRD), Shenzhen, China, 1-6.
17. Miao, G. (2021, Dec). *Application of CNN-based Face Recognition Technology in Smart Logistics System*. 20th International Symposium on Distributed Computing and Applications for Business Engineering and Science (DCABES). Nanning, China, 1-4.
18. Internet: C37.118.1-2011: IEEE standard for synchrophasor measurements for power systems. (2011). IEEE. Web: <https://ieeexplore.ieee.org/servlet/opac?punumber=6111217>, Son Erişim Tarihi: 05.02.2022.
19. Zheng, X., Wang, B., Kalathil, D. and Xie, L. (2021, Feb). Generative Adversarial Networks-based synthetic PMU data creation for improved event classification. *IEEE Open Access Journal of Power and Energy*, 8, 68-76.
20. Zheng, X., Wang, B. and Xie, L. (2019, May). *Synthetic dynamic PMU data generation: a Generative Adversarial Network approach*. 2019 International Conference on Smart Grid Synchronized Measurements and Analytics (SGSMA), College Station, TX, USA, 1-6.
21. Pinceti, A., Sankar, L. and Kosut, O. (2021, Jul). *Synthetic time-series load data via Conditional Generative Adversarial Networks*. 2021 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), Washington, DC, USA, 1-5.
22. Ma, R. and Eftekharnajad, S. (2021, Oct). *Data generation for rare transient events: A Generative Adversarial Network Approach*, 2021 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting (IAS), Vancouver, BC, Canada, 1-6.
23. Idehen, I., Jang, W. and Overbye, T.J. (2020, Mar). Large-scale generation and validation of synthetic PMU data. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 11(5), 4290 – 98.

24. Severoglu, N. and Salor, O. (2020, Oct). *Statistical models of EAO harmonics developed for harmonic estimation directly from waveform samples using deep learning framework*. 2020 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting, Detroit, MI, USA, 1-7.
25. Mahapatra, K., Sebastian-Cardenas, D.J., Gourisetti, S.N.G., O'Brien, J.G. and Ogle, J.P. (2021, Oct). *Novel data driven noise emulation framework using deep neural network for generating synthetic PMU measurements*. 2021 Resilience Week (RWS), Salt Lake City, UT, USA, 1-9.
26. Sajan, K.S., Bariya, M., Basak, S., Srivastava, A., Dubey, A., Meier, A., et al. (2020, Apr). *Realistic synchrophasor data generation for anomaly detection and event classification*, 2020 8th Workshop on Modeling and Simulation of Cyber-Physical Energy Systems, Sydney, NSW, Australia, 1-6.
27. Carreno, I., Ramakrishna, R., Scaglione, A., Arnold, D., Roberts, C., Ngo, S., et al. (2020, Nov). *SoDa: An Irradiance-Based Synthetic Solar Data Generation Tool*. 2020 IEEE International Conference on Communications, Control, and Computing Technologies for Smart Grids (SmartGridComm), Tempe, AZ, USA, 1-6.
28. Xu, T., Li, H., Birchfield, A. and Overbye, T. (2019, Oct). *Synthesize Phasor Measurement Unit Data Using Large-Scale Electric Network Models*. 2019 North American Power Symposium (NAPS), Wichita, KS, USA, 1-6.
29. Idehen, I., Jang, W. and Overbye, T. (2019, Oct). *PMU Data Feature Considerations for Realistic, Synthetic Data Generation*. 2019 North American Power Symposium (NAPS), Wichita, KS, USA, 1-6.
30. Zhu, Y., Liu, C. and Sun, K. (2018, May). *Image embedding of PMU data for deep learning towards transient disturbance classification*. 2018 IEEE International Conference on Energy Internet (ICEI), Beijing, China, 169-74.
31. Wang, Z. and Oates, T. (2015, Jan). *Encoding time series as images for visual inspection and classification using tiled convolutional neural networks*. Workshops at Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence, Austin, TX, USA, 1-7.
32. Islam, M. and Shuvo, M.H. (2019, Sep). *DenseNet based speech imagery EEG signal classification using Gramian Angular Field*. 5th International Conference on Advances in Electrical Engineering (ICAEE), Dhaka, Bangladesh, 149-54.
33. Zhang, G., Si, Y., Wang, D., Yang, W. and Sun, Y. (2019, Nov). *Automated detection of Myocardial Infarction using a Gramian Angular Field and Principal Component Analysis network*. *IEEE Access*, 7, 171570-583.
34. Wang, Z. and Oates, T. (2015, Jun). *Imaging time-series to improve classification and imputation*. Twenty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI 2015), Buenos Aires, Argentina, 3939-45.

35. Liu, X., Cai, H., Zhong, R., Sun, W. and Chen, J. (2020, Jan). Learning traffic as images for incident detection using convolutional neural networks. *IEEE Access*, 8, 7916-24.
36. Yang, C., Yang, C., Chen, Z. and Lo, N. (2019, Jan). *Multivariate time series data transformation for Convolutional Neural Network*. 2019 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII), Paris, France, 188-92.
37. Barra, S., Carta, S.M., Corrigan, A., Podda, A. and Recupera, D. (2020, Apr). Deep learning and time series-to-image encoding for financial forecasting. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 7(3), 683-92.
38. Dias, D., Dias, U., Menini, N., Lamparelli, R., Maire, G. and Torres, R. (2019, Nov). Image-Based time series representations for pixelwise eucalyptus region classification: a comparative study. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(8), 1450-54.
39. Choi, Y., Lim, H., Choi, H. and Kim, I. (2020, Feb). *GAN-based anomaly detection and localization of multivariate time series data for power plant*. 2020 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp), Busan, Korea (South), 71-4.
40. Balouji, E. and Salor, O. (2017, Apr). *Classification of power quality events using deep learning on event images*. 2017 3rd International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis (IPRIA), Shahrekord, Iran, 216-21.
41. Heydt, G. T. (1991). *Electric Power Quality*. Stars in a Circle Publications, Indiana: 1991.
42. Paranchuk, Y., Moroz, V., Tsyapa, V. and Khai, M. (2021). *Simulation of modes of by-phase electromechanical fuzzy control system of arc furnace arc lengths*. 2021 IEEE 16th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), LVIV, Ukraine, 186-189.
43. Xu, R., Ma, S. and Zhang, M. (2022). *Modeling of Electric Arc Furnace for Power Quality Analysis*. 2022 IEEE 3rd China International Youth Conference on Electrical Engineering (CIYCEE), Wuhan, China, 1-5.
44. Torquato, M.F., Martínez-Ayuso, G., Fahmy, A.A. and Sienz, J. (2021). Multi-Objective Optimization of Electric Arc Furnace Using the Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II. *IEEE Access*, 9, 149715-149731.
45. Nikolaev, A.A., Tulupov, P.G. and Ryzhev, S.S. (2022). *Improved Methodology for Optimising the Electrical Operation of a Shaft-Type Arc Steelmaking Furnace*. 2022 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM), Sochi, Russian Federation, 706-711.
46. Klimas, M. and Grabowski, D. (2022, Sep). Application of Shallow Neural Networks in Electric Arc Furnace Modeling. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 58(5), 6814-6823.

47. Illahi, F., El-Amin, I. and Mukhtiar, M.U. (2018, Aug). The Application of Multiobjective Optimization Technique to the Estimation of Electric Arc Furnace Parameters. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 33(4), 1727-1734.
48. Hariyanto, N., Nurdin, M. and Tanthio, P.G.A. (2014). *Characteristic study of three-phase AC electric arc furnace model*. The 2nd IEEE Conference on Power Engineering and Renewable Energy (ICPERE), Bali, Indonesia, 203-207.
49. Lee, C., Kim, H., Lee, E.-J., Baek, S.-T. and Shim, J.W. (2021). Measurement-Based Electric Arc Furnace Model Using Ellipse Formula. *IEEE Access*, 9, 155609-155621.
50. Dietz, M., Grabowski, D., Klimas, M. and Starkloff, H.-J. (2022, Dec). Estimation and Analysis of the Electric Arc Furnace Model Coefficients. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 37(6), 4956-4967.
51. Saboohi, Y., Fathi, A., Škrjanc, I. and Logar, V. (2019, Oct). Optimization of the Electric Arc Furnace Process. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 66(10), 8030-8039.
52. Paranchuk, Y., Stakhiv, P., Moroz, V. and Boichuk, B. (2022). *Modeling of Electrical Modes of Arc Furnace with Fuzzy Adjustment of Arc Lengths*. 2022 IEEE 16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET). Lviv-Slavske, Ukraine, 99-103.
53. Lin, F., Lin, Y. Huang, D., Lin, C. and Zhang, Y. (2020). *Ultra-High-Power Arc Furnace Model for Low Frequency Non-Stationary Inter-harmonics*. 5th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE), Chengdu, China, 2049-2053.
54. Hani, H., Abdel-Rahman, M.A., Ezzat, M. and Kamh, M.Z. (2022). *Time Domain Analysis and Parameter Tuning of Electric Arc Furnace using Cassie- Mayr Model*. 2022 23rd International Middle East Power Systems Conference (MEPCON), Cairo, Egypt, 1-8.
55. Klimas, M. and Grabowski, D. (2022). *Application of the deterministic chaos in AC electric arc furnace modeling*. 2022 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2022 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe), Prague, Czech Republic, 1-6.
56. Vinayaka, V. M and K. U. (2022). *Modeling and Simulation of Electric Furnace in Steel Industry for Power Quality Analysis*. 2022 Third International Conference on Intelligent Computing Instrumentation and Control Technologies (ICICICT), Kannur, India, 479-484.
57. Gok, G., Salor O., and Taplamacıoglu, M.C. (2022). Transient event classification using pmu data with deep learning techniques and synthetically supported training-set. *IET Gener. Transm. Distrib*, 1–11.

58. İnternet: Güç Transformatörlerinin Yıldırım Darbe Analizlerinin Ansys Maxwell-3d ile Gerçekleştirilmesi. (2019). *Dergipark*, 156.
Web: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/912415>. Son Erişim Tarihi: 21.05.2023.
59. İnternet: FNET/GridEye Web Display. (2011) *Power Information Technology Laboratory of University of Tennessee*, Web: <https://fnetpublic.utk.edu/index.html>, Son Erişim Tarihi: 20.03.2022.
60. Deng, X., Bian, D., Wang, W., Jiang, Z., Yao, W., Qiu, W., et al. (2020, Oct). Deep learning model to detect various synchrophasor data anomalies. *IET Gener. Transm. Distrib.* 14(24), 5739-45.
61. İnternet: Github. Convolutional Neural Networks (CNNs / ConvNets). (2022). *Github*, Web: <https://cs231n.github.io/convolutional-networks/#overview>, Son Erişim Tarihi: 09.08.2022.
62. İnternet: What is Convolutional Neural Network- CNN (Deep Learning). (2023). *Medium*, Web: <https://nafizshahriar.medium.com/what-is-convolutional-neural-network-cnn-deep-learning-b3921bdd82d5>, Son Erişim Tarihi: 25.07.2023.
63. İnternet: Advantages of CNN and DCNN. (2023). *OpenGenus IQ*, Web: <https://iq.opengenus.org/advantages-of-cnn-and-dcnn/>, Son Erişim Tarihi: 25.07.2023.
64. Salor, O., Gultekin, B., Buhan, S., Boyrazoglu, B., Inan, T., Atalik, T., ... and Ermis, M. (2009). Electrical power quality of iron and steel industry in Turkey. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 46(1), 60-80.
65. IEC. (2010). IEC 61000-4-15, *Testing and Measurement Techniques-Flickermeter Functional and Design Specifications*. IEC. Switzerland. 1-11.

2. Gök, G., Salor, Ö, Taplamacıoglu, M.C. (2022). Transient event classification using pmu data with deep learning techniques and synthetically supported training-set. *IET Gener. Transm. Distrib.* 1–11.
3. Gök, G., Orguner, U. (2015). *Dynamic quantization for track fusion under communication constraints*. 23. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU), Malatya.
4. Gök, G. (2015). *Dynamic quantization for track fusion under communication constraints*. Yüksek Lisans Tezi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi.

Hobiler

Yüzme, Seyahat Etmek, Futbol



Gazili olmak ayrıcalıktır