

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**GÜÇ KALİTESİNDEKİ BOZULMA TÜRLERİNİN
AKILLI ÖRÜNTÜ TANIMA YAKLAŞIMLARI İLE
BELİRLENMESİ**

Murat UYAR

Tez Yöneticileri
Yrd.Doç.Dr. Muhsin T. GENÇOĞLU
Yrd.Doç.Dr. Selçuk YILDIRIM

DOKTORA TEZİ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ELAZIĞ, 2008

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

GÜÇ KALİTESİNDEKİ BOZULMA TÜRLERİNİN AKILLI ÖRÜNTÜ TANIMA YAKLAŞIMLARI İLE BELİRLENMESİ

Murat UYAR

Doktora Tezi
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Bu tez, tarihinde aşağıda belirtilen jüri tarafından oybirliği/oyçokluğu ile başarılı/başarısız olarak değerlendirilmiştir.

Danışman : Yrd.Doç.Dr. Muhsin Tunay GENÇOĞLU

Üye : Prof.Dr. Hafız ALİSOY

Üye : Prof.Dr. Mehmet CEBECİ

Üye : Prof.Dr. Yakup DEMİR

Üye : Doç.Dr. İbrahim TÜRKOĞLU

Bu tezin kabulü, Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun/...../..... tarih ve sayılı kararıyla onaylanmıştır.

TEŞEKKÜR

Öncelikle bu çalışmanın ortaya çıkmasında beni destekleyen ve tezin her aşamasında sürekli yol gösteren, tez yöneticilerim Yrd.Doç.Dr. Muhsin Tunay GENÇOĞLU'na ve Yrd.Doç.Dr. Selçuk YILDIRIM'a teşekkür ederim.

Çalışmalarım boyunca yakın arkadaşlığı, tez çalışmalarım hakkındaki önerileri ve katkılarından dolayı Öğr.Gör. Hüseyin ERİŞTİ'ye teşekkür ederim.

Gerçek ölçüm verilerinin elde edilmesinde yardımcı olan TEİAŞ Genel Müdür Yardımcısı Sayın Halil ALIŞ'a ve TEİAŞ Ar-Ge Müdürü Sayın Yener AKKAYA'ya, değerli vakitlerini ayırarak her türlü teknik konuda bize yardımcı olmaya çalışan Milli Güç Kalitesi Projesinin sorumluları Prof.Dr. Muammer ERMİŞ'e ve Prof.Dr. Işık ÇADIRCI'ya ve Tübitak Uzak bünyesinde araştırmacı olarak çalışan görevlilere çok teşekkür ederim.

Son olarak, çalışmalarım süresince daima bana destek veren eşime ve çocuklarıma teşekkür ederim.

Murat UYAR

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR	
İÇİNDEKİLER	I
ŞEKİLLER LİSTESİ	IV
TABLolar LİSTESİ	VIII
EKLER LİSTESİ	IX
KISALTMALAR LİSTESİ	X
SİMGELER LİSTESİ	XI
ÖZET	XII
ABSTRACT	XIII
1. GİRİŞ	1
1.1 Amaç	4
1.2 Literatür Taraması ve Değerlendirilmesi	5
1.3 Tezin Kapsamı ve Organizasyonu	9
2. GÜÇ KALİTESİ	11
2.1 Güç Kalitesi Problemleri	11
2.2 Güç Kalitesi Problemlerinin Özellikleri ve Sebepleri	12
2.2.1 Geçici Durumlar	13
2.2.1.1 Darbeli Geçici Durumlar	13
2.2.1.2 Salınımlı Geçici Durumlar	14
2.2.2 Uzun Süreli Gerilim Değişimleri	16
2.2.2.1 Aşırı Gerilim	16
2.2.2.2 Düşük Gerilim	16
2.2.2.3 Kalıcı Gerilim Kesintileri	16
2.2.3 Kısa Süreli Gerilim Değişimleri	16
2.2.3.1 Gerilim Çökmesi	17
2.2.3.2 Gerilim Sıçraması	19
2.2.3.3 Anlık Gerilim Kesintisi	20
2.2.4 Gerilim Dengesizliği	21
2.2.5 Dalga Şekli Bozulmaları	21
2.2.5.1 Doğru Akım Bileşeni	22
2.2.5.2 Harmonikler	22

2.2.5.3 Ara Harmonikler.....	24
2.2.5.4 Çentik.....	24
2.2.5.5 Gürültü.....	25
2.2.6 Gerilim Salınımları.....	25
2.2.7 Frekans Değişimleri.....	26
3. İŞARET İŞLEME YÖNTEMLERİ.....	27
3.1 Fourier Dönüşüm Temelli Yöntemler.....	28
3.2 Dalgacık Dönüşümü.....	30
3.2.1 Sürekli Dalgacık Dönüşümü.....	32
3.2.2 Ayırık Dalgacık Dönüşümü.....	33
3.2.3 Çok Çözünürlüklü Ayırıştırma.....	35
3.3 S Dönüşümü.....	36
3.3.1 Sürekli S Dönüşümü.....	38
3.3.2 Ayırık S Dönüşümü.....	39
3.4 Güç Kalitesi Problemlerinin Analizi İçin İşaret İşleme Yöntemlerinin Karşılaştırılması..	40
3.4.1 Normal Sinüs İşaretinin Analizi.....	41
3.4.2 Gerilim Çökmesi İşaretinin Analizi.....	44
3.4.3 Harmonik Bozulma İşaretinin Analizi.....	48
3.4.4 Salınımlı Geçici Durum İşaretinin Analizi.....	51
3.5 Karşılaştırma Sonuçlarının Değerlendirilmesi.....	56
4. GÜÇ KALİTESİ BOZULMA İŞARETLERİNDEN ÖZELLİK ÇIKARMA.....	59
4.1 Ayırık Dalgacık Dönüşümü Yöntemine Dayalı Özellik Çıkarma.....	59
4.2 S Dönüşümü Yöntemine Dayalı Özellik Çıkarma	73
5. AKILLI ÖRÜNTÜ SINIFLANDIRICILAR.....	85
5.1 Yapay Sinir Ağı Sınıflandırıcıları.....	85
5.2 Destek Vektör Makine Sınıflandırıcıları.....	88
5.2.1 Doğrusal Destek Vektör Makineler.....	89
5.2.2 Doğrusal Olmayan Destek Vektör Makineler.....	93
5.2.3 Çok Sınıflı Destek Vektör Makineler.....	94
6. GÜÇ KALİTESİNDEKİ BOZULMALARIN AKILLI ÖRÜNTÜ TANIMA ALGORİTMALARIYLA BELİRLENMESİ.....	96
6.1 Güç Kalitesi Bozulma İşaretleri.....	97

6.1.1 Gerçek Güç Sistemi Ölçüm Verileri.....	97
6.1.2 Benzetimlerden Elde Edilen Veriler.....	98
6.1.3 Matematiksel Modellerden Elde Edilen Veriler.....	99
6.2 Normalizasyon.....	101
6.3 Özellik Çıkarım Yöntemlerinin Ayırt Edebilme Yeteneğinin İncelenmesi.....	101
6.3.1 ADD Temelli Özellik Çıkarım Yönteminin Ayırt Edebilme Yeteneğinin İncelenmesi..	102
6.3.2 SD Temelli Özellik Çıkarım Yönteminin Ayırt Edebilme Yeteneğinin İncelenmesi.....	105
6.4 GKB İşaretlerinin Otomatik Sınıflandırılması.....	109
6.4.1 Başarım Karşılaştırması	117
7. SONUÇ VE DEĞERLENDİRME.....	121
7.1 Sonuçların Değerlendirilmesi.....	122
7.2 Öneriler.....	123
7.3 Yayınlar.....	123
KAYNAKLAR.....	124

ÖZGEÇMİŞ

EKLER

EK-1 : ATP/EMTP Paket Programıyla Oluşturulan Örnek Güç Sistemi

EK-2 : Ulusal Güç Kalitesi Merkezinden Elde Edilen Örnek GKB İşaretlerinin Dalga Şekilleri

EK-3 : Çalışmada Kullanılan Çok Katmanlı YSA Mimarileri, Eğitim Parametreleri ve Arzu Edilen Çıkış Etiketleri

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1. Örüntü tanıma sisteminin temel bileşenleri	3
Şekil 1.2. 1970-2007 yıllarında güç kalitesi ve gerilim kalitesi terimini kullanan makalelerin sayısı	5
Şekil 1.3. Tezin kapsamını gösteren blok diyagram	9
Şekil 2.1. Pozitif kutuplu darbeli geçici durum	14
Şekil 2.2. Orta frekanslı salınımlı geçici durum	15
Şekil 2.3. Kapasitör anahtarlanması sonucu oluşan düşük frekanslı salınımlı geçici durum... 15	
Şekil 2.4. Kısa süreli gerilim değişimleri (çökme, sıçrama ve kesinti).....	17
Şekil 2.5. Simetrik bir arızanın sebep olduğu gerilim çökmesi (a) Gerilimin dalga şekli (b) Gerilimin etkin değeri.....	18
Şekil 2.6. Simetrik olmayan bir arızanın sebep olduğu gerilim çökmesi (a) Gerilimin dalga şekli (b) Gerilimin etkin değeri	18
Şekil 2.7. Asenkron motorun sebep olduğu gerilim çökmesi (a) Gerilimin dalga şekli (b) Gerilimin etkin değeri.....	19
Şekil 2.8. Kısa devre arızası sonucu oluşan ani gerilim sıçraması (a) Gerilimin dalga şekli (b) Gerilimin etkin değeri.....	20
Şekil 2.9. Kısa süreli gerilim kesintisi (a) Gerilimin dalga şekli (b) Gerilimin etkin değeri.....	21
Şekil 2.10. Harmonik içeren gerilim dalga şekli ve harmonik spektrumu.....	23
Şekil 2.11. Gerilim çentiği olayının dalga şekli.....	24
Şekil 2.12. Bir gerilim dalgası üzerine binmiş gürültü.....	25
Şekil 2.13. Gerilim kırışması olayı.....	26
Şekil 3.1. Fourier dönüşümü.....	28
Şekil 3.2. Kısa-zamanlı Fourier dönüşümü.....	29
Şekil 3.3. Pencere fonksiyonları.....	29
Şekil 3.4. Dalgacık dönüşümü.....	30
Şekil 3.5. Yaygın olarak kullanılan dalgacık ve ölçekleme fonksiyonları.....	31
Şekil 3.6. Dalgacığın ölçeklendirilmesi.....	32
Şekil 3.7. Ana dalgacık $\psi(t)$ ve ana dalgacığın kaydırılmış şekli $\psi(t-k)$	33
Şekil 3.8. Ayrık dalgacık dönüşümünün tek seviyeli filtre algoritması.....	34
Şekil 3.9. (a) İki kat veri ortaya çıkaran filtre yapısı (b) ADD katsayılarını oluşturan indirgeme yapısı.....	34
Şekil 3.10. Tek seviyeli ayrık dalgacık dönüşümü.....	35

Şekil 3.11. Dört seviyeli dalgacık çözünürlük ağacı.....	36
Şekil 3.12. S dönüşümü.....	37
Şekil 3.13. Değişken Gaussian pencere fonksiyonu.....	37
Şekil 3.14. Normal sinüs şeklindeki gerilimin dalga şekli.....	42
Şekil 3.15. Normal sinüs işareti için KZFD'nin zaman-frekans gösterimi (L= pencere genişliği).....	42
Şekil 3.16. Normal sinüs şeklindeki işaretin ADD ile çoklu çözünürlük analizi.....	43
Şekil 3.17. Normal sinüs işareti için SD'nin zaman-frekans gösterimi (α =çözünürlük kontrol parametresi).....	44
Şekil 3.18. Gerilim çökmesi işaretinin dalga şekli.....	45
Şekil 3.19. Gerilim çökmesi işareti için KZFD'nin zaman-frekans gösterimi.....	45
Şekil 3.20. Gerilim çökmesi işaretinin ADD ile çoklu çözünürlük analizi.....	46
Şekil 3.21. Gerilim çökmesi işareti için SD'nin zaman-frekans gösterimi.....	47
Şekil 3.22. Harmonik bozulma işaretinin dalga şekli.....	48
Şekil 3.23. Harmonik bozulma işareti için KZFD'nin zaman-frekans gösterimi.....	49
Şekil 3.24. Harmonik bozulma işaretinin ADD ile çoklu çözünürlük analizi.....	50
Şekil 3.25. Harmonik bozulma işareti için SD'nin zaman-frekans gösterimi.....	51
Şekil 3.26. Salınlımlı geçici durum işaretinin dalga şekli.....	52
Şekil 3.27. Salınlımlı geçici durum işareti için KZFD'nin zaman-frekans gösterimi.....	52
Şekil 3.28. Salınlımlı geçici durum işaretinin ADD ile çoklu çözünürlük analizi.....	54
Şekil 3.29. Salınlımlı geçici durum işareti için SD'nin zaman-frekans gösterimi.....	55
Şekil 3.30. (a) ADD'nin ayrıştırma seviyeleri (b) 3.2 kHz örnekleme frekansına göre frekans bant aralıkları (c) 4.8 kHz örnekleme frekansına göre frekans bant aralıkları.....	57
Şekil 4.1. ADD temelli entropi özellik çıkarım yönteminin blok diyagramı.....	61
Şekil 4.2. (a) Normal sinüs işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi (c) Norm entropi özellik eğrisi.....	64
Şekil 4.3. (a) Gerilim çökmesi işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi (c) Norm entropi özellik eğrisi.....	65
Şekil 4.4. (a) Gerilim sıçraması işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi (c) Norm entropi özellik eğrisi.....	66
Şekil 4.5. (a) Anlık gerilim kesintisi işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi (c) Norm entropi özellik eğrisi.....	67
Şekil 4.6. (a) Gerilim kırışması işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi (c) Norm entropi özellik eğrisi.....	68

Şekil 4.7. (a) Salınımlı geçici durum işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi (c) Norm entropi özellik eğrisi.....	69
Şekil 4.8. (a) Harmonik bozulma işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi (c) Norm entropi özellik eğrisi.....	70
Şekil 4.9. (a) Harmonikli gerilim çökmesi işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi (c) Norm entropi özellik eğrisi	71
Şekil 4.10. (a) Harmonikli gerilim sıçraması işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi (c) Norm entropi özellik eğrisi	72
Şekil 4.11. SD temelli entropi özellik çıkarım yönteminin blok diyagramı.....	73
Şekil 4.12. (a) Normal sinüs işareti (b) SDG matrinden elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı, (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi	76
Şekil 4.13. (a) Gerilim çökmesi işareti (b) SDG matrinden elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı, (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi	77
Şekil 4.14. (a) Gerilim sıçraması işareti (b) SDG matrinden elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı, (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi	78
Şekil 4.15. (a) Anlık gerilim kesintisi işareti (b) SDG matrinden elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı, (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi	79
Şekil 4.16. (a) Gerilim kırışması işareti (b) SDG matrinden elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı, (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi	80
Şekil 4.17. (a) Salınımlı geçici durum işareti (b) SDG matrinden elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı, (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi	81
Şekil 4.18. (a) Harmonik bozulma işareti (b) SDG matrinden elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı, (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi	82
Şekil 4.19. (a) Harmonikli gerilim çökmesi işareti (b) SDG matrinden elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı, (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi	83
Şekil 4.20. (a) Harmonikli gerilim sıçraması işareti (b) SDG matrinden elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı, (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi	84
Şekil 5.1. Akıllı sınıflandırma yapısı.....	85
Şekil 5.2. Bir nöron hücresinin matematiksel modeli.....	86
Şekil 5.3. Çok katmanlı ileri beslemeli YSA modeli.....	87
Şekil 5.4. (a) Doğrusal olarak ayrılabilme durumu (b) Doğrusal olarak ayrılamama durumu	90
Şekil 6.1. Önerilen akıllı GKB tanıma sisteminin genel blok diyagramı.....	96
Şekil 6.2. 400 farklı gerilim çökmesi işareti oluşturmak için kullanılan rast gele parametreler (a) Bozulma esnasında genlikteki azalış (b) Bozulma süresi.....	100
Şekil 6.3. F2-F6 özellik çiftinin dağılımı.....	103

Şekil 6.4. F4-F6 özellik çiftinin dağılımı.....	103
Şekil 6.5. F6-F9 özellik çiftinin dağılımı.....	103
Şekil 6.6. ADD-Entropi özellik çıkarım yöntemiyle GKB türlerinin ayırt edici karakteristiğini yansıtan özelliklerin dağılımı.....	104
Şekil 6.7. F1-F7 özellik çiftinin dağılımı.....	106
Şekil 6.8. F5-F9 özellik çiftinin dağılımı.....	107
Şekil 6.9. F5-F12 özellik çiftinin dağılımı.....	107
Şekil 6.10. F7-F12 özellik çiftinin dağılımı.....	107
Şekil 6.11. SD-İstatistiksel-THB özellik çıkarım yöntemiyle GKB türlerinin ayırt edici karakteristiğini yansıtan özelliklerin dağılımı.....	108
Şekil 6.12. ADD-Entropi özellik çıkarım yöntemiyle DVM sınıflandırma sisteminin blok diyagramı.....	110
Şekil 6.13. İki aşamalı ızgara tarama sistemi.....	112
Şekil 6.14. (a) Seyrek ızgaralı tarama (b) Sık ızgaralı tarama.....	113
Şekil 6.15. SD-İstatistiksel-THB özellik çıkarım yöntemiyle DVM sınıflandırma sisteminin blok diyagramı.....	116

TABLÖLER LİSTESİ

Tablo 2.1. Güç sistemlerindeki elektromanyetik olaylarının kategorileri ve karakteristikleri	12
Tablo 3.1. Çok çözünürlük ayrışımındaki frekans bant aralıkları.....	40
Tablo 3.2. Üç ZFG yönteminin hesaplama süresi bakımından karşılaştırılması.....	41
Tablo 5.1. DVM sınıflandırıcılarda yaygın olarak kullanılan çekirdek fonksiyonları	94
Tablo 6.1. Gerçek güç sistemi ölçümlerinden elde edilen GKB türleri ve işaretlerin sayısı...	98
Tablo 6.2. Benzetim çalışmalarından elde edilen GKB türleri ve işaretlerin sayısı	99
Tablo 6.3. Matematiksel modele dayalı veri üretimi için kullanılan denklemler ve parametreleri	100
Tablo 6.4. Matematiksel modele dayalı elde edilen GKB türleri ve işaretlerin sayısı	101
Tablo 6.5. ADD-Entropi özellik çiftlerinin ayırt edebilme yeteneği	102
Tablo 6.6. SD-İstatistiksel-THB özellik çiftlerinin ayırt edebilme yeteneği	106
Tablo 6.7. VK-1 için ADD-Entropi özellik çıkarım yönteminden elde edilen sınıflandırma sonuçları	114
Tablo 6.8. VK-2 için ADD-Entropi özellik çıkarım yönteminden elde edilen sınıflandırma sonuçları	115
Tablo 6.9. VK-1 için SD-İstatistiksel-THB özellik çıkarım yönteminden elde edilen sınıflandırma sonuçları	116
Tablo 6.10. VK-2 için SD-İstatistiksel-THB özellik çıkarım yönteminden elde edilen sınıflandırma sonuçları	117
Tablo 6.11. DVM'nin YSA sınıflandırıcısıyla karşılaştırılması	117
Tablo 6.12. ADD-Entropi özellik vektörü için gürültüsüz ve farklı gürültü içeren işaretler için sınıflandırma sonuçları	119
Tablo 6.13. SD-İstatistiksel-THB özellik vektörü için gürültüsüz ve farklı gürültü içeren işaretler için sınıflandırma sonuçları	119
Tablo 6.14. Doğru sınıflandırma sonuçlarına göre başarımların karşılaştırılması	120

EKLER LİSTESİ

EK-1 : ATP/EMTP Paket Programıyla Oluşturulan Örnek Güç Sistemi

EK-2 : Ulusal Güç Kalitesi Merkezinden Elde Edilen Örnek GKB İşaretlerinin Dalga Şekilleri

EK-3 : Çalışmada Kullanılan Çok Katmanlı YSA Mimarileri, Eğitim Parametreleri ve Arzu Edilen Çıkış Etiketleri

KISALTMALAR LİSTESİ

IEEE	: Institute of Electrical and Electronic Engineering
IEC	: International Electrotechnical Commission
ANSI	: American National Standards Institute
CBEMA	: Computer and Business Equipment Manufacturers Association
EPRI	: Electric Power Research Institute
GKB	: Güç Kalitesi Bozulmaları
THB	: Toplam Harmonik Bozulma
TTB	: Toplam Talep Bozulma
ZFG	: Zaman-Frekans Gösterimleri
FD	: Fourier Dönüşüm
KZFD	: Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü
HFD	: Hızlı Fourier Dönüşümü
DD	: Dalgacık Dönüşümü
SDD	: Sürekli Dalgacık Dönüşümü
ADD	: Ayrık Dalgacık Dönüşümü
SD	: S Dönüşümü
SSD	: Sürekli S Dönüşümü
ASD	: Ayrık S Dönüşümü
YSA	: Yapay Sinir Ağı
DVM	: Destek Vektör Makine
KKT	: Karush-Kuhn-Tucker
ÇDVM:	: Çok Sınıflı Destek Vektör Makine
BKD	: Bire Karşı-Diğerleri
BKB	: Bire Karşı-Bir
ATP	: Alternative Transient Program
EMTP	: Electromagnetic Transient Program
TEİAŞ	: Türkiye Elektrik İletim Anonim Şirketi
ODTÜ	: Orta Doğu Teknik Üniversitesi
HÜ	: Hacettepe Üniversitesi
YTÜ	: Yıldız Teknik Üniversitesi
DEÜ	: Dokuz Eylül Üniversitesi
OHKT	: Ortalama Hataların Karelerinin Toplamı
İ/G	: İşaretin Gürültüye Oranı

SİMGELER LİSTESİ

ψ	Dalgacık fonksiyonu
a	Ölçekleme parametresi
b	Öteleme parametresi
f	Frekans
τ	Gaussian pencere fonksiyonunun konumunu kontrol eden parametre
σ	Frekans çözünürlüğünü kontrol eden parametre, Standart sapma
σ_{skew}	Kayıklık
σ_{kurt}	Savrukluuk
α	SD analizinde pencere genişliğini kontrol eden parametre
L	KZFD analizinde kullanılan pencerenin genişliği
$E(s)$	Entropi ifadesi
ε	Entropi eşik değeri
p	Norm entropi parametresi
J	Dalgacık ayrışım seviyesi
d	Dalgacık ayrışımının detay katsayısı
a	Dalgacık ayrışımının yaklaşım katsayısı
W_d	Dalgacık ayrışımının yaklaşım katsayısından elde edilen norm entropi değerleri
W_a	Dalgacık ayrışımının yaklaşım katsayısından elde edilen norm entropi değeri
$W_{\text{işaret}}$	Bozulmuş işaretin özellik vektörü
W_{ref}	Referans (bozulmamış) işaretin özellik vektörü
ΔW	Sonuç özellik vektörü
A_f	Genlik faktörü
$a(.)$	Etkinleştirme fonksiyonu
θ_i	i. işlem elemanının eşik değeri
$\mathfrak{R}^d$	d-boyutlu bir özellik vektörü
ξ_i	Zayıflık parametresi
μ_i	Zayıflık değişkeninin pozitif değerde olması için kullanılan Langrange parametresi
λ	Langrange çarpanı
γ	Radyal tabanlı çekirdek fonksiyonunun genişlik parametresi
C	Düzenleme parametresi
$K(x_i, x_j)$	Çekirdek fonksiyonu

ÖZET

Doktora Tezi

GÜÇ KALİTESİNDEKİ BOZULMA TÜRLERİNİN AKILLI ÖRÜNTÜ TANIMA YAKLAŞIMLARI İLE BELİRLENMESİ

Murat UYAR

Fırat Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

2008, Sayfa : 130

Bu tezde, güç kalitesi izleme sistemlerinin etkinliğini ve güvenilirliğini artırmaya yönelik güçlü algoritmalar geliştirilmiştir. İlk olarak, farklı özellikteki güç kalitesi bozulma işaretlerinin temel özelliklerinin çıkarılması için, zaman-frekans gösterimlerine dayalı üç farklı işaret işleme yöntemiyle karşılaştırmalı analizler yapılmıştır. Bu yöntemlerden, dalgacık dönüşümü ve s dönüşümü yöntemleriyle daha hızlı ve etkili bir analiz yapılabileceği gösterilmiştir. Daha sonra, güç kalitesi bozulma işaretlerinin ayırt edici özelliklerini kaybetmeksizin veri boyutunu indirgeyen iki farklı özellik vektörü elde edilmiştir. Bu özellik vektörleri, destek vektör makine örüntü sınıflandırıcısının girişine ayrı ayrı uygulanarak güç kalitesindeki bozulma türleri belirlenmiştir.

Geliştirilen algoritmaların başarımı, gerçek güç sistemi verileri, ATP/ EMTP modelinden elde edilen benzetim verileri ve matematiksel modellerden elde edilen yapay veriler kullanılarak değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre bu algoritmaların en önemli avantajı, birden fazla bozulma türü içeren işaretleri ve farklı gürültü içeren güç kalitesi bozulma işaretlerini yüksek doğrulukla sınıflandırmasıdır. Bununla birlikte, özellik uzayının boyutunun indirgenmesi, sınıflandırıcının karmaşıklığını ve dolayısıyla hesaplama süresini azaltacağı için sistemi gerçek zamanlı uygulamalara daha uygun hale getirmektedir.

Anahtar Kelimeler : Güç kalitesi bozulmaları, Dalgacık dönüşümü, S dönüşümü, Özellik çıkarımı, Sınıflandırma, Destek vektör makineler, Örüntü tanıma.

ABSTRACT

PhD Thesis

IDENTIFICATION OF POWER QUALITY DISTURBANCE TYPES BY USING INTELLIGENT PATTERN RECOGNITION APPROACHS

Murat UYAR

Firat University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electrical-Electronics Engineering

2008, Page: 130

In this thesis, the powerful algorithms are developed to increase the efficiency and reliability of the power quality monitoring systems. Firstly, the comparatively analyses are done by using three different signal processing methods based on time-frequency representations to extract the different unique characteristics of power quality disturbance signals. It is shown that more effective analysis can be performed by discrete wavelet transform and s-transform methods. Then, two different reduced feature vectors are obtained without losing main distinguishing characteristics of power quality disturbance signals. The types of power quality disturbances are identified by applying separately to input of support vector machine pattern classifier of these feature vectors.

The performance of the developed algorithms is evaluated by using real power system data, simulation data and synthetic data obtained from ATP/EMTP and mathematical models. The obtained results is shown that the most important advantages of these algorithms are the high accuracy classification of power quality disturbance signals including more than one of the disturbance type and different noise. Therefore, reduction of the size of feature space is to make more feasible for real time applications since complexity of the classifier is decreased and consequent computation time of the proposed systems is shorten.

Key Words: Power quality disturbances, Wavelet transform, S transform, Feature extraction, Classification, Support vector machines, Pattern recognition.

1. GİRİŞ

Elektrik enerjisinin tüketicilere ulaştırılmasını sağlayan elektrik şebekeleri genel olarak; generatörler, iletim hatları, dağıtım hatları, yükler ve transformatörlerden oluşur. İletim hatları vasıtasıyla iletilen enerjinin elektriksel bakımdan kirletilmeden, temiz bir şekilde tüketicilere ulaştırılması, değişen ve gelişen dünyada gün geçtikçe önem kazanmaktadır [1].

Elektrik enerjisini üreten, ileten ve dağıtan kuruluşlar; kesintisiz, ucuz ve kaliteli bir enerjiyi tüketicilerine sunmayı amaçlamaktadır. Güç kalite kavramından maksat, sabit şebeke frekansında, sabit genlikli ve sinüs şeklinde bir yük geriliminin sağlanmasıdır. Ancak güç sistemi arızalara ve dinamik durumlara maruz kaldığında veya doğrusal olmayan yüklerin etkisinde kaldığında gerilim dalga şekilleri genellikle saf sinüs şeklinden uzaklaşır. Gerilimin, akımın ve şebeke frekansının verilen sınırlar dışına çıkması, "güç kalitesi problemleri" veya "güç kalitesi bozulmaları" olarak değerlendirilmektedir [2].

Güç sistemlerinde meydana gelen arızalar; doğrusal olmayan yüklerin anahtarlanması, transformatör deşarjları, sisteme bağlı doğrusal olmayan yükler ve tabii olaylar (yıldırım etkisi vb.), gerilim çukurları, gerilim tepeleri, gerilim kesintileri, geçici durum olayları, kırpışmalar ve harmonikler gibi güç kalitesi bozulmalarının ortaya çıkmasına sebep olur.

Öte yandan, enerji piyasasının giderek serbestleşmesi ve beraberinde ortaya çıkan rekabet, endüstriyel, ticari ve yerleşim bölgelerindeki kullanıcıların hassas elektronik cihazları kullanmaya başlaması kaliteli güç talebini arttırmıştır. Bu talebin artmasının temel sebepleri şu şekilde sıralanabilir [1]:

1. İlgili işletmelerin rekabet ortamındaki güçlerini arttırmalarında ekonomik bir gereklilik olması: Güç kaynağının sürekliliğinin kaybolması ve tedarik edilen enerjideki kalitesizlik problemlerine bağlı olarak maliyetlerin artması, elektrik enerjisi kullanan işletmeleri zor durumda bırakmaktadır. Üretim kayıpları, büyük üretim tesislerinin kesinti sonunda yeniden üretime başlatılması, üretilen ürünlerdeki kalitesizlik ve dağıtımdaki gecikmeler hesaba katıldığında, kesinti maliyetleri üreticiler açısından ciddi boyutlara ulaşmaktadır. Ayrıca; bilgisayar, aydınlatma ve güvenlik sistemleri gibi hayati önem taşıyan ve bir o kadar da değerli cihazlarda yaşanan arızalar, bu cihazların ani kapanmaları ya da düzensiz çalışmaları, insan hayatını da tehlikeye atmaktadır. Hastaneler, havaalanı aydınlatma sistemleri ve yüksek binalar, hayati risklere örnek olarak verilebilir. Ayrıca olası sorunların tahmin edilmesi için hedeflenen yüksek kalitede koruyucu bakım önlemleri de maliyetlere dahildir. Yerde bakım sağlanabilmesi için, sorumluluk giderek kullanıcıdan cihaz üreticisine geçmektedir. Sonuç

olarak cihaz üreticisi ile elektrik dağıtıcısı, sağlanan enerjide meydana gelen herhangi bir bozukluk yüzünden karşı karşıya gelebilmektedir.

2. Gerilim kesintilerine yol açan cihazlarla birlikte gerilim kesintisine karşı hassas cihazların yaygın kullanımı: Sağladıkları sayısız avantaj (kullanım esnekliği, mükemmel verim, yüksek performans seviyeleri vb.) nedeniyle endüstriyel alanda otomasyon sistemleri ile hız kontrol cihazları kullanılmaktadır. Ayrıca hizmet sektörü ile yerel sektörlerde de bilişim sistemleri ve kompakt floresan aydınlatma sistemleri geliştirilip yaygın biçimde kullanılmaktadır. Bu tip cihazlar, hem gerilim bozulmalarına karşı hassastır hem de bu bozulmaların birçoğunu kendileri tetiklemektedir. Farklı uygulamalarda bu tip cihazların birkaçının beraber kullanılması sonucunda, süreklilik ve kalite anlamında yüksek performanslı enerji kaynaklarına ve dağıtım hatlarına gereksinim duyulmaktadır. Zincirin sadece tek bir halkasının bile geçici bir süreyle devre dışı kalması, tüm üretim tesislerinin veya hizmetlerin durmasına sebep olabilir.

3. Elektrik piyasasının giderek serbestleşmesi: Türkiye için şimdilik tam olarak geçerli olmasa da Avrupa ülkeleri ve Amerika'da elektrik üretimi ve dağıtımı rekabete açılmış, tekelcilik ortadan kalkmaya başlamış ve bunun sonucunda, kullanıcıya kendi tedarikçisini seçebilme imkanı sunulmuştur. Bu uygulamalar sonucunda kullanılan enerjideki kalite, ayrıcalık faktörü olarak ortaya konmuş ve kullanıcıların enerji tedarikçisi ararken başvurduğu potansiyel bir seçim kriteri haline gelmeye başlamıştır.

Üretici ya da tüketiciden kaynaklanan ve güç kalitesini olumsuz yönde etkileyen faktörler ortadan kaldırılmaya çalışılmadan önce, standartlarda belirtilen ölçütler doğrultusunda sistemdeki bozulmalar hızlı ve verimli bir şekilde tespit edilmelidir. Daha sonra bu bozulmaların temel karakteristikleri belirlenerek hangi bozulmaların meydana geldiğine karar verilmelidir [3]. Böyle bir çalışma yapıldığı takdirde, sistem hakkında durum tespiti ve değerlendirme yapılarak bozulmaların kaynağı ve sebepleri araştırılabilir. Belirli bir baradan beslenen mevcut tesisler veya belirli bir baradan beslenilmesi planlanan yapım veya tasarım halindeki tesisler, ölçümler sonucu elde edilen güç kalitesi verileri doğrultusunda bilinçli yer seçimi ve doğru ekipman seçimi yapma imkanına kavuşturulabilir. Son olarak, bu veriler doğrultusunda hangi bölgelere hangi özellikte bir güç kalitesi iyileştirme cihazının (aktif güç filtreleri, gerilim düzenleyiciler, kesintisiz güç kaynakları vb.) konulması gerektiğine karar verilebilir. Bu bilgiler ışığında önerilen çözümler sistemin sürekliliğini ve güvenilirliğini artırmanın yanında sistemin kontrolünü de kolaylaştırır. Bu amaç için, güç kalitesi izleme cihazları veya sayısal arıza kaydediciler yaygın bir şekilde kullanılmaktadır [4].

Geleneksel izleme cihazlarıyla yapılan ölçümlerde veriler, önce cihaz hafızasına kaydedilir ve bu bilgiler daha sonra istenildiğinde bilgisayar ortamına aktarılır. Hem cihaz

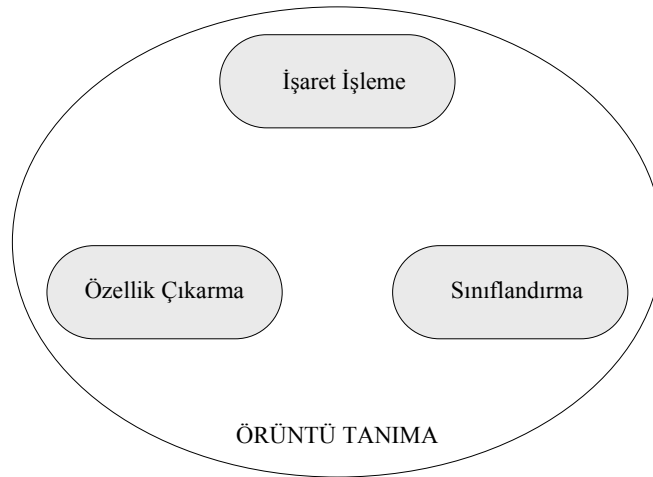
içerisinde hem de bilgisayar ortamında analiz işlemleri gerçekleştirilerek, bozulmalara ait bilgiler çıkarılabilir. Bu şekilde veri analiz işlemi; oldukça zahmetli, zaman alıcı ve zordur. Ayrıca, bilgi çıkarımında genellikle Fourier Dönüşümü (FD) temelli işaret işleme yöntemlerinin sınırlı kapasiteye sahip olması, geleneksel izleme cihazlarının diğer bir dezavantajıdır [5,6].

Son yıllarda bilgisayar teknolojisi ve işaret işleme yöntemlerindeki gelişmelere paralel olarak, bir güç kalitesi izleme cihazında aranan bazı önemli özellikler şunlardır:

- Sadece işlenmemiş veri biriktirmek yerine, sistem hakkında önemli bilgiler çıkarabilmeli ve analiz edebilmelidir.
- Doğrudan sistemden elde edilen gerilim veya akım bilgisiyle işlem yapmaktan ziyade, bu işaretlerin ayırt edici özelliklerini kaybetmeksizin veri boyutunu indirgeyebilen tanımlayıcı özelliklerle işlem yapabilmelidir.
- Sisteme bilinmeyen bir giriş uygulansa bile genelleme yeteneği sayesinde sonuç üretebilmelidir.
- Güç kalitesi bozulmalarının türünü, yüksek gürültü bulunan sistemlerde bile doğru tanıyabilmelidir.

Bu tür özelliklere sahip güç kalitesi izleme cihazları, genellikle akıllı örüntü tanıma sistemleri kullanılarak gerçekleştirilmektedir [7, 10].

Bu tez çalışmasının hareket noktası, günümüzde birçok mühendislik uygulamasının ve bu alanda yapılan çalışmaların örüntü tanımaya dayalı makine öğrenme sistemlerine yönelmesidir. Şekil 1.1’de bir akıllı örüntü tanıma sisteminin temel bileşenleri görülmektedir.



Şekil 1.1. Örüntü tanıma sisteminin temel bileşenleri [8]

Akıllı örüntü tanıma sistemleri öğrenme tabanlı olup, öğrendiklerinden çıkarım yaparak karar verebilmektedir. Bu özelliklerinden dolayı birçok alanda uygulamaya adaydır. Örüntü

tanıma sistemleri; güç kalitesi bozulma işaretleri gibi hem durağan hem de durağan olmayan işaretlerin bilinmeyen karakteristiklerinin ortaya çıkarılarak, işaretin doğru bir şekilde ve yüksek başarımla tanınmasında önemli rol oynar [7].

İşaretin betimleyici özellikleri sadece zaman bölgesinden, zaman ve frekans bölgelerinin ortak gösterimlerinden elde edilmesi daha sağlam bir yapı sunar. Bu açıdan, işaretin hem geçici ve hem de frekans değişim bilgilerini içeren zaman–frekans gösterimlerine dayalı gelişmiş işaret işleme yöntemleri, işaretin tanımlayıcı özellik seçiminde etkilidir [8].

Herhangi bir örüntü tanıma sisteminin en önemli bileşeni özellik çıkarma aşamasıdır. Özellik çıkarma, sınıflandırıcının başarımına önemli oranda katkıda bulunur ve örüntü verisinin belirli ayırt edici özelliklerini çıkararak boyutunda indirgeme yapar. Karmaşık bir sınıflandırıcı yapısını tasarlamak yerine, örüntüler arasındaki ayrımı sağlayacak anahtar özellikleri belirlemek, günümüz örüntü tanıma sistemlerinin odağı haline gelmiştir. Çünkü uygun özellik çıkarımı yapılmadığı takdirde, sınıflandırıcı ne kadar iyi tasarlanırsa tasarlansın, başarımı yine çıkarılan özellik uzayına bağlı kalacaktır [8]. Bu tez çalışmasının odağı da bu yöndedir.

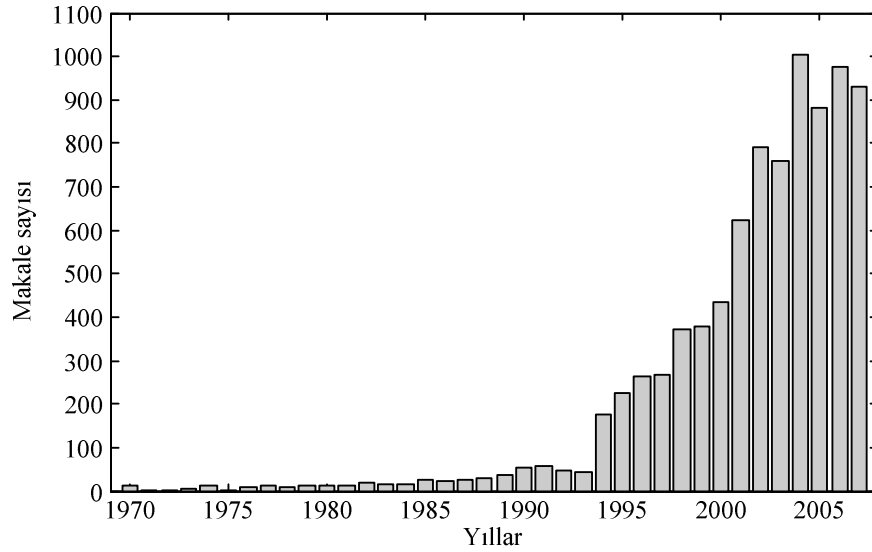
Örüntü tanımanın bir diğer aşaması, kullanılacak sınıflandırma algoritmasıdır. Sınıflandırıcılar, örüntüleri özellik uzaylarına göre kendilerine en yakın sınıflara minimum hata ile eşleştiren matematiksel modellerdir [8]. Bu modellerden, hızlı sonuç üretme, öğrenebilme ve öğrendiklerinden genelleme yapabilme yeteneklerine sahip olması beklenir. Son yıllarda makine öğrenmenin farklı birçok uygulamasında etkinliği ispatlanmış Destek Vektör Makineler (DVM) ve onların güncellenmiş yapılarına dayalı sınıflandırıcılar, akıllı güç kalitesi tanıma sistemleri için bu beklentileri karşılamaya adaydır.

1.1. Amaç

Bu tezin amacı, akıllı güç kalitesi tanıma sistemlerinin başarımını artırabilecek, zaman-frekans gösterimlerine dayalı gelişmiş işaret işleme yöntemleriyle etkili özellik çıkarım algoritmaları geliştirmek ve bu özellik çıkarım yöntemlerinden elde edilen özelliklerin giriş olarak uygulanacağı bir sınıflandırıcıyla, verimliliği, uygulanabilirliği ve güvenilirliği yüksek akıllı güç kalitesi tanıma sistemi geliştirmektir. Bu amaç için, Dalgacık Dönüşümü (DD) ve S Dönüşümü (SD) yöntemlerinin üstün taraflarını kullanan, entropi ve istatistiksel hesaplama tekniklerine dayalı iki farklı özellik çıkarım algoritmasının giriş olarak uygulandığı bir sınıflandırıcıyla, verimliliği, uygulanabilirliği ve güvenilirliği yüksek iki farklı akıllı güç kalitesi tanıma sistemi geliştirilmiştir. Bu akıllı tanıma sisteminin farklı güç kalitesi bozulmalarını tanıma başarısı, gerçek güç sisteminden, benzetimlerden ve matematiksel modellerden elde edilen üç farklı veri kümesiyle gösterilmiştir.

1.2. Literatür Taraması ve Değerlendirilmesi

Şekil 1.2’de verilen grafik güç kalitesi alanındaki çalışmaların son yıllarda önemli derecede arttığının bir göstergesidir. Bu şekil, INSPEC veri tabanındaki [9], başlığında, özetinde veya anahtar kelimeler listesinde “güç kalitesi” ve “gerilim kalitesi” terimini kullanan makalelerin sayısını göstermektedir. Şekil 1.2’den görüldüğü gibi, özellikle 1990’dan günümüze güç kalitesi alanında yapılan çalışmalarda önemli bir artış olmuştur.



Şekil 1.2. 1970-2007 yılları arasında güç kalitesi ve gerilim kalitesi terimini kullanan makalelerin sayısı

1990’lı yılların başlarında sınıflandırma işlemi için uygulanan yaklaşımlar, işaret işleme yöntemleriyle mühendislik bilgilerinin birleşimi şeklindedir. Fakat, 1990’lı yılların sonu ve 2000’li yılların başından itibaren bilgisayar teknolojisindeki gelişmelere paralel olarak, önerilen yeni işaret işleme yöntemleriyle akıllı sistemlerin birlikte kullanıldığı izleme sistemleri tasarlanmaya başlanmıştır [10]. Bu yeni eğilimlerin temel amacı, bir işaret işleme yöntemiyle farklı türden işaretleri işlemek ve akıllı sistemlerin genelleme yeteneği yardımıyla, işaretlerden sistemle ilgili önemli bilgileri çıkarmaktır.

Özellikle son 20 yılda işaret işleme yöntemleri, güç kalitesi problemlerinin sınıflandırılması ve teşhisi için sıkça kullanılmıştır. Diğer bir deyişle, bu yöntemler işlenmemiş veriden yararlı bilgi çıkarımı için köprü vazifesi gören bir araç olmuştur. Bu yıllarda, işaretin genliği, faz açısı gibi niceliklerin belirlenmesinin yanında işarete ait harmonik içeriklerinin analizi önemli bir araştırma konusu olmuştur [11-13]. Bu niceliklerin belirlenmesi için kullanılan işaret işleme aracı, FD veya FD’nin daha hızlı ve verimli şekli olan Hızlı FD (HFD)’dür. Bu yöntemle, işaretin genlik, frekans ve harmonik içerikleriyle ilgili bilgiler

mantıklı bir yaklaşımla elde edilmesine rağmen, pencereye bağlı çözünürlük bu yöntemin dezavantajlarından biridir. Diğer bir deyişle bu yöntem, periyodik işaretlerin analizinde oldukça etkili olmasına rağmen, geçici durum olayları gibi hızlı değişiklik gösteren periyodik olmayan olayların tespit edilmesinde etkili bir analiz gerçekleştirememektedir [5, 14].

Güç kalitesi problemleri, durağan işaretlerin yanında, zamana göre ani değişiklikler gösteren durağan olmayan işaretleri de içermektedir. Bu nedenle işaretin bazı özel bölgeleri için hem zaman hem de frekans bilgisi oldukça önemlidir. HFD'nin bazı sınırlamalarını gidermek ve bozulma olayının zaman-frekans temsiliyi elde etmek için, pencereli FD veya Kısa Zamanlı FD (KZFD) olarak isimlendirilen bir yöntem geliştirilmiş ve güç kalitesi problemlerinin analizleri için kullanılmıştır [15-18]. Bu yöntem, pencere olarak isimlendirilen fonksiyonlarla işareti durağan ya da durağana yakın parçalara ayırıp analiz etmektedir. Burada zaman bilgisi, işaretin arzu edilen zaman aralıklarında pencerelenmesiyle, frekans bilgisi ise, her pencerenin ayrı ayrı HFD'si alınarak elde edilir. Kullanılan pencere fonksiyonunun tarama sırasında sabit genişlikte olması, işaretin hızlı değişen yüksek frekanslı bileşenlerinin zaman bölgesinde tam olarak bölgelendirilememesine sebep olur.

Bu sorunlara çözüm olarak, sabit genişlikteki pencerelerin yerine, işarettaki yavaş değişimleri yakalamak üzere geniş pencere fonksiyonlarının ve hızlı değişimlerin olduğu yerlerde ise dar pencere fonksiyonlarının kullanımı düşünülmüş ve sonuçta DD yöntemi ortaya çıkmıştır. Riberio (1994), ilk olarak DD yönteminin kullanımını güç sistemlerindeki durağan olmayan harmoniklerin analizi için önermiştir [19]. Santoso ve diğ. (1996) tarafından yayınlanan makalede, Fourier'den dalgacığa doğru gelişen frekans dönüşüm yöntemlerinin güç kalitesi problemlerinin analizindeki avantaj ve dezavantajları üzerinde durulmuş ve güç sistemlerinde oluşan bozulmaların tespitinde bu yöntemlerin uygulanabilirliği araştırılmıştır [14].

Zaman-frekans gösterim yöntemlerinden biri olan DD son zamanlarda araştırmacılar tarafından yaygın olarak kullanılmakta ve konu üzerinde ciddi araştırmalar yapılmaktadır. Çeşitli çalışmalarda dalgacıklar incelenmiş, dalgacıkların kullanım yerleri ve özellikleri belirtilmiştir [3, 20]. Dalgacıkların Meyer, Symlet, Daubechie vs. gibi çok çeşitli tipleri vardır. Bu dalgacık tiplerinin ortak özelliği başlangıcı ve sonu sıfır olan salınımlı birer fonksiyon olmalarıdır. Güç kalitesi bozulmalarının tespitinde, araştırmacılar tarafından Daubechie 4 dalgacık tipi, temel dalgacık olarak yaygın bir şekilde kullanılmaktadır [5, 21, 22]. Bunun sebebi, Daubechie 4 dalgacığının oluşan bozulmaların karakteristiğine yakın bir karakteristik sergilemesidir. DD, FD'de olduğu gibi hem sürekli hem de ayrık olarak yapılabilmektedir. Ayrık zaman DD'nin özelleştirilmiş haline çok çözünürlüklü ayrıştırma adı verilir. Çok çözünürlüklü ayrıştırmada esas amaç, incelenen işareti, seviye seviye alçak ve yüksek geçiren

filtrelerden geçirerek ayrı ayrı sabit alt frekans bantlarına bölmektir [3, 23-25]. Güç kalitesi bozulmalarının sınıflandırılması için önerilen işaret işleme yöntemlerine genel bir bakış ve değerlendirme çalışması Flores (2002) tarafından gerçekleştirilmiştir [10]. Yine benzer genel bir inceleme Riberio ve diğ. (2007) tarafından da yapılmıştır [26].

Güç kalitesi analizinde, DD ile beraber yapay zekaya dayalı akıllı sistemlerden yararlanılarak, bozulmaların sınıflandırılması için değişik yöntemler önerilmiştir. Perunicic ve diğ. (1998), DD'den elde edilen katsayıları doğrudan kendinden organize ağ yapısına giriş olarak uygulayarak geçici durum güç kalitesi bozulmalarının otomatik olarak sınıflandırılması için önemli bir adım atmıştır [27]. Gaouda ve diğ. (1999), FD ve KZFD yöntemlerine alternatif olarak çoklu çözünürlük ayrışımı yöntemini güç kalitesi bozulmalarının tespit edilmesi ve bunların sınıflandırılması için tavsiye etmiştir [3]. Bu çalışmada, çoklu çözünürlük analiziyle her çözünürlük seviyesinin standart sapma değerinden elde edilen özellikler, k-en yakın komşu sınıflandırıcıya giriş olarak uygulanarak farklı güç kalitesi bozulmalarının otomatik sınıflandırması gerçekleştirilmiştir. Böylece sınıflandırıcıya giriş olarak uygulanan veri boyutu indirgenmiş ve sınıflandırma başarımı artırılmıştır. Fakat, çalışmada kullanılan özellik çıkarım yöntemi, işaretlerin ayırt edici özelliklerini ortaya çıkarmada etkili olmasına rağmen, farklı gürültü ortamlarına karşı dayanıklı bir sınıflandırıcıyla birlikte kullanılmaması, onun bozulma olaylarını doğru tanıma oranını azaltmıştır. Bu çalışmada elde edilen özellikler kullanılarak, bozulmaların sınıflandırılması için farklı gürültü ortamlarına karşı dayanıklı birçok sınıflandırıcı algoritması önerilmiştir [22, 28-30]. Gürültü bulunan işaretler için farklı yaklaşımlar bazı araştırmacılar tarafından sunulmuştur. Bu yaklaşımlara göre, DD ile gerçekleştirilen çoklu çözünürlük ayrışımında ayrıntı seviyelerinin katsayıları sistemden bozulmaları tespit etmek için kullanılmaktadır. İncelenen dalga şeklinin bozulma olup olmadığına daha sağlıklı bir karar verilebilmesi için, bu katsayıların bir eşik değeriyle karşılaştırılarak gürültü ayrıştırma işleminin yapılması gerektiği önerilmiştir. Benzer bir yaklaşımda da, işaret DD'ye uygulanmadan önce bir gürültü filtreleme işlemi yapılması gerektiği önerilmiştir [31, 32]. Buraya kadar anlatılan çalışmaların birçoğunun ortak özelliği, analiz edilecek olan işaretlerin, bilgisayar ortamında işareti yaklaşık olarak temsil eden cebirsel denklemler kullanılarak oluşturulmalarıdır. Yapılan bazı çalışmalarda ise, analizlerin geçerliliğini biraz daha artırmak için, farklı güç kalitesi olaylarına ait dalga şekilleri, EMTP/ATP, EMTDC/PSCAD ve MATLAB/SIMULINK gibi paket programlar kullanılarak benzetimler sonucu oluşturulmuştur. Santoso ve diğ. (2000), örüntü tanımada kullanılan sınıflandırma yaklaşımlarını inceleyerek, önerdiği dalgacık dönüşüm tabanlı sinir ağı algoritmasıyla, bazı güç kalitesi bozulmalarını ortalama %90 doğrulukla sınıflandırmayı başarmıştır [33]. Liao ve diğ. (2004), hem cebirsel denklemlerden elde edilen yapay verileri, hem de ATP paket programından benzetimler sonucu elde edilen verileri

kullanarak DD ve Fourier tabanlı istatistiksel özellik çıkarım yöntemi önermiştir. Bozulmaların sınıflandırılması için bu özellikler bulanık-uzman sınıflandırma algoritmasına giriş olarak uygulanmıştır [34]. Yine benzer bir çalışma Abdelgalil ve diğ. (2004) tarafından, PSCAD paket programı ve yapay veriler kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada da önerilen tespit ve özellik çıkarım algoritması DD tabanlıdır. Sınıflandırıcı olarak tümevarım çıkarım yaklaşımı kullanılmıştır. Yine aynı yazar tarafından önerilen dalgacık dönüşüm tabanlı bir başka bozulma sınıflandırma algoritması ise, çift yönlü olasılıklı işlem yapabilen gizli Markov modeller yöntemidir [35]. Diğer bir çalışmada ise, bozulmaların sınıflandırılması için kendinden organize öğrenme dizileri olarak isimlendirilen algoritma önerilmiştir [30]. Bu çalışmada da, özellik çıkarımı için yine DD ayrıştırma katsayılarının standart sapma değerleri kullanılmış ve farklı dalgacık türlerinin sınıflandırma başarımına etkisi incelenmiştir. Ayrıca önerilen sınıflandırma yönteminin farklı gürültü seviyelerindeki başarımı da test edilmiştir.

Özellikle 2005 yılından sonra, güç kalitesi problemlerinin analizi için yapılan çalışmalarda, yapay veriler ve benzetim verilerinin yanında, iletim veya dağıtım sistemlerinden elde edilen gerçek güç sistemi verileri de kullanılmaya başlanmıştır. Reaz ve diğ. (2007), DD'den elde ettiği özellikleri çok katmanlı ileri beslemeli sinir ağına uygulamış ve çıkış değerlerindeki belirsizlikleri azaltmak ve daha dayanıklı bir sınıflama için bulanık mantık yöntemiyle karar aşamasını gerçekleştirmiştir. Çalışmada hem benzetimlerden hem de gerçek sistemden elde edilen veriler kullanılmıştır [36].

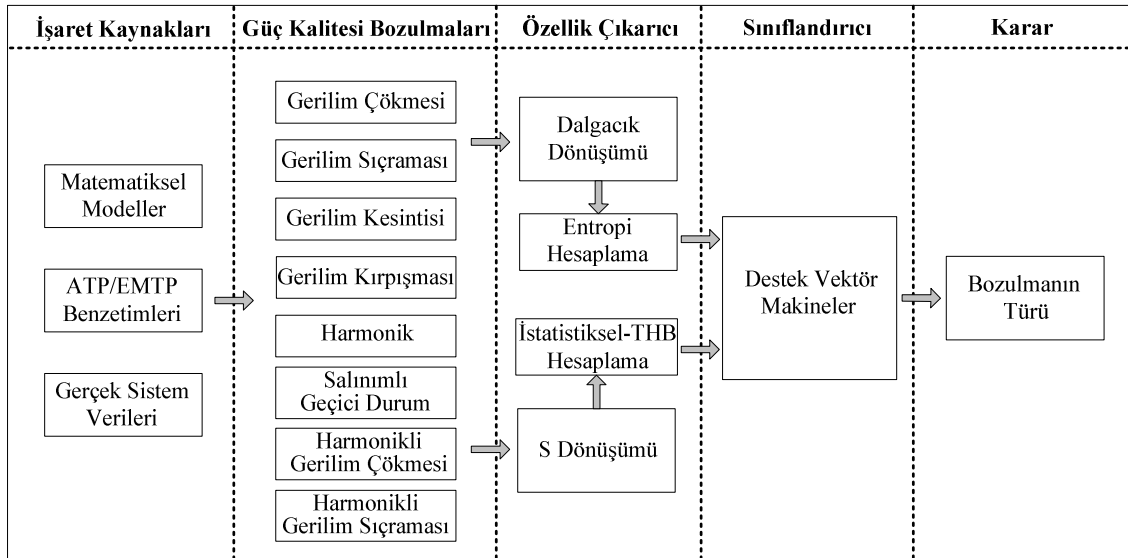
DD'nin sağladığı avantajların yanında, bazı eksikliklerinin olduğunu ileri süren araştırmacılar da vardır [37, 38, 39]. Bu araştırmacılar, baskın frekansların tahmininde DD'nin yetersiz kaldığını, yüksek gürültü bulunan ortamlarda işaretlerden yeterli bilgi elde edilemediğini, uygun dalgacık fonksiyonu seçilemediğinde işaretin doğru analiz edilemediğini öne sürmüşlerdir. Güç kalitesi problemlerinin analizi için DD'nin bu eksikliklerinin giderilmesi ve daha kapsamlı bir analiz gerçekleştirilebilmesi için SD olarak isimlendirilen ileri bir işaret işleme yöntemi önerilmiştir [37]. Bu yöntem DD gibi değişken pencereler, HFD gibi daha hassas frekans çözünürlüğü ortaya çıkarabilmektedir. Bu özelliğinden dolayı yöntem, değişken pencereli KZFD veya faz düzeltmeli DD olarak da isimlendirilir. Dash ve diğ. (2003), bu yöntemin güç kalitesi problemlerinin analizinde avantaj ve dezavantajları üzerinde durmuş, güç sistemlerinde oluşan bozulmaların tespitinde bu yöntemin uygulanabilirliğini araştırmışlardır [37]. Chilukuri ve diğ. (2004), bu yöntemle çoklu çözünürlük analizinin yapılabileceğini ve elde edilen sonuçlarla hem görsel hem de akıllı sistemlere dayalı bir otomatik sınıflandırma gerçekleştirilebileceğini önermişlerdir [40]. Panigrahi ve diğ. (2005), SD tabanlı otomatik sınıflandırma algoritması olarak radyal tabanlı işlevsel ağların etkin olabileceğini göstermişlerdir [41]. Yine aynı yazar diğer bir makalesinde, işaret üzerinde herhangi bir gürültü

ayırıştırma işlemi yapılmadan, doğrudan bu yöntemden elde edilen özelliklerle yüksek gürültü bulunan ortamlarda bile doğru sınıflandırmanın yapılabileceğini göstermiştir [42]. Zhao ve diğ., SD ve DD yöntemleri arasında bir karşılaştırma yaparak karar ağacına dayalı bir sınıflandırma algoritması gerçekleştirmişlerdir [43]. Bhendea ve diğ. (2008), SD ile birleştirilen modüler sinir ağı algoritmasını bozulma tanıma uygulamaları için önermişlerdir [44].

Son yıllarda, etkin değer yöntemi bazı güç kalitesi problemlerinin analizinde, bir işaret işleme yöntemi olmamasına rağmen tercih edilen bir yöntem olmuştur. Gerilim çökmelerinin karakteristiğinin çıkarılmasında ve gerilim çökmelerine sebep olan olayların analizi ve sınıflandırılmasında bu yöntemden elde edilen özellikler kullanılmıştır [45-48]. Etkin değer yöntemi, zamana göre değişim gösteren bir işaretin genlik profilinin çıkarılmasında etkili bir yaklaşım sunar. Basit olması, kolay hesaplanması ve daha düşük hafızaya ihtiyaç duyması bu yöntemin en önemli avantajlarıdır. Fakat, bu yöntemle işaretin içerisindeki temel frekans ve harmonik içerikleri belirlenemez. Gerilim çökmesi gibi sadece zaman bilgisi içeren bazı özel bozulma olayları için kullanılabilir [49].

1.3. Tezin Kapsamı ve Organizasyonu

Bu tezin kapsamı Şekil 1.3’de verilen blok diyagramla özetlenmiştir. Bu blok diyagramda gösterilen aşamalar genel olarak tezin organizasyonunu oluşturmaktadır.



Şekil 1.3. Tezin kapsamını gösteren blok diyagram

Bölüm 1’de temel bilgiler ve genel bir literatür taraması sunulmuştur. Diğer bölümlerin organizasyonu ise aşağıdaki gibidir.

Bölüm 2’de, IEEE-1159 standartlarında belirtilen güç kalitesi bozulmalarının türleri ve bozulmalara sebep olan olaylar gözden geçirilmiştir.

Bölüm 3’de, zaman-frekans gösterimlerine dayalı işaret işleme yöntemleri karşılaştırmalı bir şekilde incelenmiştir. Karşılaştırmalarda, güç kalitesi ile ilgili çalışmaların yanında farklı bir çok alanda sıkça kullanılan kısa zamanlı FD, DD ve SD gibi ileri işaret işleme yöntemleri tercih edilmiştir. Bu yöntemlerin işaret analizinde sundukları avantajlar ve dezavantajlar, üç farklı karakteristiğe sahip güç kalitesi bozulma işaretinin analizi ile gösterilmiştir.

Bölüm 4’de, önerilen iki özellik çıkarma algoritması olan, DD’ye dayalı entropi özellik çıkarma yöntemi ve SD’ye dayalı istatistiksel-toplam harmonik bozulma özellik çıkarma yöntemi açıklanmıştır. Her iki yöntemin matematiksel ifadeleri verilerek, güç kalitesi bozulma işaretlerinin ayırt edici özelliklerini temsil eden bu özellik vektörlerinin, orijinal veri boyutunu ne oranda indirgediği farklı uygulamalarla gösterilmiştir.

Bölüm 5’de, akıllı sınıflandırıcı sistemlerinden yapay sinir ağlarının (YSA) ve DVM’lerin genel olarak avantajları ve dezavantajları tartışılmıştır. Son yıllarda farklı birçok uygulamada kullanılan DVM sınıflandırıcıların matematiksel ifadeleri verilmiştir.

Bölüm 6’da, geliştirilen algoritmaların güç kalitesi bozulma işaretlerinin sınıflandırılmasında göstermiş oldukları başarımları ve kullanılabilirliği değerlendirilmiştir. Ayrıca üç farklı veri kümesi kullanılarak, DVM sınıflandırıcının güç kalitesi bozulmalarının sınıflandırma başarımları incelenmiştir. Son olarak farklı açılardan önerilen sınıflandırma sisteminin başarımları karşılaştırılması gerçekleştirilmiştir.

Bölüm 7’de, tezin sonuçları irdelenmiş ve orijinal katkılar vurgulanmıştır. Ayrıca ileriye dönük uygulama alanları ve öneriler tartışılmıştır.

2. GÜÇ KALİTESİ

Güç kalitesi, güç sisteminin incelenen herhangi bir noktasında ideal sinüs şeklindeki gerilimin nominal genlik ve frekans değerlerini sürdürmesi olarak da tanımlanmaktadır [50,51]. Son yıllarda ise güç kalitesi; akım kalitesi ve gerilim kalitesi arasındaki ilişkiyle bütünleşen elektromanyetik olaylar olarak tanımlanır [9].

Generatörler mükemmel yakın bir sinüs şeklinde gerilim üretmesine rağmen, şebekeden çekilen akım, gerilimde çeşitli bozulmalara sebep olabilir. Örneğin;

- Şebekede meydana gelen bir kısa devre sonucunda oluşan akımın, gerilimde ani bir düşmeye veya gerilimin tamamen kesilmesine sebep olması,
- Enerji iletim hattına yıldırım düşmesi sonucu oluşacak aşırı akımların, şebekede yalıtımın zorlanması ve delinmesine sebep olacak ani darbe gerilimleri meydana getirmesi,
- Harmonik üreten kaynakların meydana getirdiği akımların sistemden geçmesiyle, gerilimi bozması ve bunun sonucunda diğer tüketicilerin bozulmuş gerilim ile beslenmeleri [2].

Bir elektrik şebekesinde yükün değerine bağlı olarak çekilen akım değişeceğinden, akımı kontrol etmek oldukça zordur. Bu nedenle güç kalitesi alanındaki standartlar, genellikle şebeke gerilimini belirli sınırlar içerisinde tutmak için mevcuttur [9]. Ayrıca literatürde güç kalitesi yerine, gerilim kalitesi terimini kullanan çalışmalara da rastlanmaktadır [52, 53].

2.1. Güç Kalitesi Problemleri

Güç kalitesi problemleri, kısa süreli arızalardan veya güç sistemindeki ani değişikliklerden dolayı, sürekli durum dalga şeklinden geçici bir sapma olarak tanımlanabilir [2]. Diğer bir deyişle, dalga şeklinin genlik veya frekansındaki herhangi bir değişiklik veya sapma, muhtemel bir güç kalitesi problemidir.

Hassas yüklere etki eden bozucu etkilerin, çok çeşitli nedenleri olabilir. Bu etkenler arasında; yıldırım, fırtına gibi atmosferik olaylar, şebeke bağlama işlemleri, yanlış topraklamalar ve elektrik kesintileri sayılabilir. Bunun yanında bozucu etkilere, çoğunlukla yüklerin anahtarlanması, topraklama hataları veya cihazların normal çalışması sırasında bizzat tüketicilerin kendileri neden olmaktadır.

2.2. Güç Kalitesi Problemlerinin Özellikleri ve Sebepleri

Teknolojinin hızla gelişmesiyle, elektrik iletim ve dağıtım sistemine bağlı yüklerin bu sistemlere olan bozucu etkileri giderek artmaktadır. Bu bağlamda güç sisteminin farklı gerilim seviyelerinde meydana gelen bozulmaların, oluşma sıklıkları yaşandığı ve kaynakları hakkında yeterli bilgi edinebilmek için, öncelikle bu olayların standardına uygun olarak ölçülmesi, tespit edilmesi ve adlandırılması çok önemlidir. Bu aşamalar gerçekleştirildiği takdirde, problemleri çözmek ve engellemek için ihtiyaç duyulan bilgiler elde edilebilir [7].

Tablo 2.1. Güç sistemlerindeki elektromanyetik olayların kategorileri ve karakteristikleri

Bozulmanın Türü	Frekans Spektrumu	Olayın Süresi	Gerilimin Genliği
1. Geçici Durum			
1.1 Darbeli			
1.1.1 Nanosaniye	5-ns yükselme	<50 ns	
1.1.2 Mikrosaniye	1-µs yükselme	50 ns-1 ms	
1.1.3 Milisaniye	0.1-ms yükselme	>1 ms	
1.2 Salımlı			
1.2.1 Düşük frekans	<5 kHz	0.3-50 ms	0-4 pu
1.2.2 Orta frekans	5-500 kHz	20 µs	0-8 pu
1.2.3 Yüksek frekans	0.5-5 MHz	5 µs	0-4 pu
2. Kısa süreli değişimler			
2.1 Ani			
2.1.1 Kesinti		0.5-30 periyot	<0.1 pu
2.1.2 Çökme		0.5-30 periyot	0.1-0.9 pu
2.1.3 Sıçrama		0.5-30 periyot	1.1-1.8 pu
2.2 Kısa süreli			
2.2.1 Kesinti		30 periyot-3 s	<0.1 pu
2.2.2 Çökme		30 periyot-3 s	0.1-0.9 pu
2.2.3 Sıçrama		30 periyot-3 s	1.1-1.4 pu
2.3 Geçici			
2.3.1 Kesinti		3 s-1 dk	<0.1 pu
2.3.2 Çökme		3 s-1 dk	0.1-0.9 pu
2.3.3 Sıçrama		3 s-1 dk	1.1-1.2 pu
3. Uzun süreli değişimler			
3.1 Kalıcı kesinti		>1 dk	0.0 pu
3.2 Düşük Gerilim		>1 dk	0.8-0.9 pu
3.3 Aşırı Gerilim		>1 dk	1.1-1.2 pu
4. Gerilim dengesizliği		Sürekli durum	% 0.5-2
5. Dalga şekli bozulmaları			
5.1 Doğru akım bileşeni		Sürekli durum	% 0-0.1
5.2 Harmonikler	0-100. harmonik	Sürekli durum	% 0-20
5.3 Ara harmonikler	0-6 kHz	Sürekli durum	% 0-2
5.4 Çentik		Sürekli durum	
5.5 Gürültü	Geniş bant	Sürekli durum	% 0-1
6. Gerilim salınımları	<25 Hz	Kesintili	% 0.1-7
7. Frekans değişimleri		<10 s	

Bir güç sisteminin güç kalitesini değerlendirmek ve çözüm önerileri ortaya koymak için öncelikle problemleri tanımlayan belirli standartların olması gerekmektedir [54]. Böylece IEEE, IEC, ANSI, CBEMA, EPRI gibi farklı çalışma grupları, güç kalitesi problemlerini tanımlayan farklı standartlar oluşturmuşlardır. Fakat dünyada güç kalitesi çalışmalarında genellikle IEEE ve IEC standartları tercih edilmektedir [2, 9]. Bu tez çalışmasında ise güç kalitesi bozulmalarının temel özelliklerini anlamak ve tanımlamak için IEEE standartları referans alınmıştır [51].

IEEE 1159-1995 standartlarına göre güç kalitesi problemleri; geçici durumlar, kısa süreli gerilim değişimleri, uzun süreli gerilim değişimleri, gerilim dengesizlikleri, dalga şekli bozulmaları, gerilim salınımları ve frekans değişimleri olmak üzere yedi kategoriye ayrılır. Tablo 2.1’de, farklı kategorilerdeki güç kalitesi problemleri için uygun tipik spektral içerik, devamlılık süresi ve genlik değerleri içeren bilgiler görülmektedir. Bu kategoriler ve açıklamalar, ölçüm sonuçlarının sınıflandırılması ve güç kalitesi problemlerine sebep olabilen elektromanyetik olayın tanımlanmasında önemlidir [51].

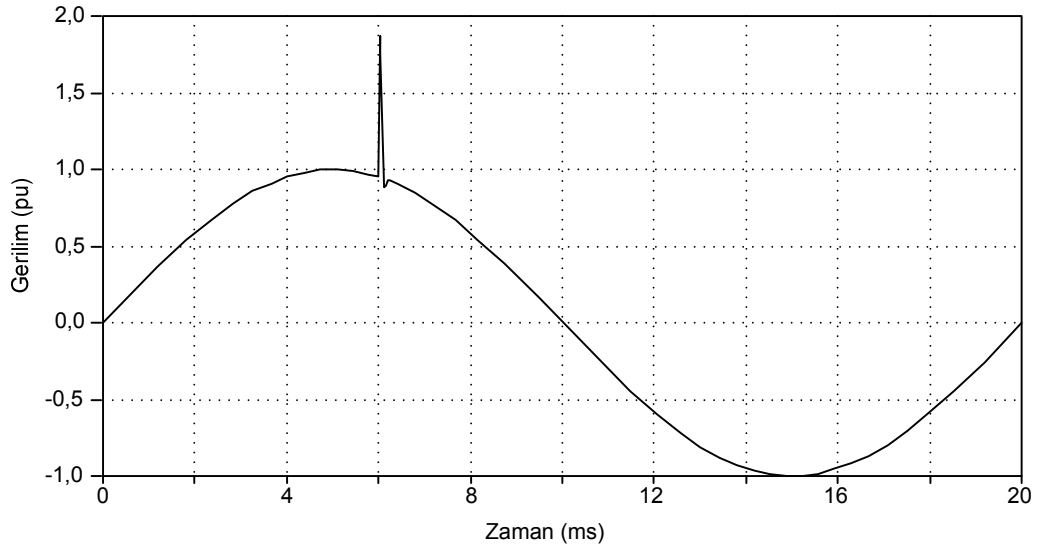
2.2.1. Geçici Durumlar

Genel olarak, gerilim veya akımdaki anlık artış veya azalış, geçici durumları karakterize eder. Temel olarak geçici durumlar, darbeli ve salınımlı olmak üzere iki kategoride sınıflandırılır. Bu terimler akım veya gerilimin dalga şekillerini yansıtır [51].

2.2.1.1. Darbeli Geçici Durumlar

Akım, gerilim veya her ikisinin sürekli durum şartlarında meydana gelen ve tek kutuplu (pozitif veya negatif) anlık değişimler, darbeli geçici durum olarak tanımlanır.

Darbeli geçici durumlar, artış ve azalış zamanlarına göre karakterize edilir. Örneğin, $1.2 \times 50 \mu s$, 2000 V olarak ifade edilen darbeli geçici durum, gerilimin $1.2 \mu s$ ’de 2000 V tepe değere çıktığını ve $50 \mu s$ ’de tepe değerinin yarısına düştüğünü göstermektedir. Darbeli geçici durumlar, çoğunlukla yıldırımların oluşturduğu dış aşırı gerilim etkileridir. Şekil 2.1’de, gerilim dalga şeklinde oluşan darbeli geçici durum görülmektedir.



Şekil 2.1. Pozitif kutuplu darbeli geçici durum

Darbeli geçici durumların şekli, oluşan yüksek frekanslardan dolayı hızlı bir şekilde değişebilir ve güç sistemlerinin farklı bölümlerinden izlendiğinde çok ayrı özellikler gösterebilir. Genellikle güç sistemlerine girdikleri kaynaktan çok uzak bir mesafeye kadar iletilmezler. Darbeli geçici olaylar aynı zamanda güç sisteminin frekansını aşabildiklerinden, salınımlı geçici durumlara da neden olurlar.

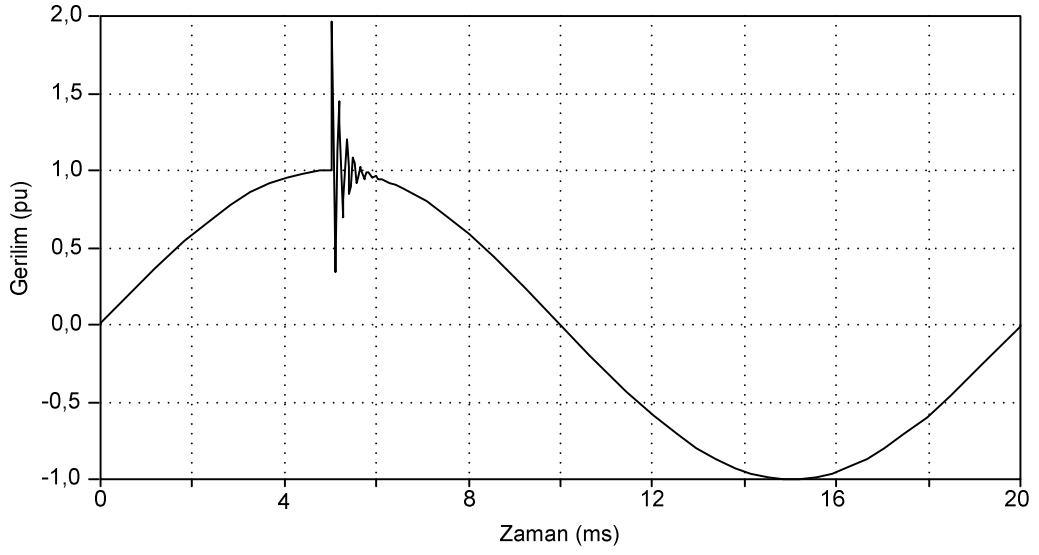
2.2.1.2. Salınımlı Geçici Durumlar

Akım, gerilim veya her ikisinin sürekli durum şartlarında meydana gelen ve hem pozitif hem de negatif değerler alan anlık değişimler, salınımlı geçici durum olarak tanımlanır. Salınımlı geçici durumlar, ani değerleri hızlı bir şekilde kutuplarını değiştiren, akım ve gerilimlerden oluşur. Bu geçici durumlar, frekans spektrumu, devamlılık süresi ve genlik değerleriyle ifade edilirler.

Salınımlı geçici durumlar, frekans spektrumuna göre yüksek frekanslı, orta frekanslı ve düşük frekanslı olmak üzere üçe ayrılırlar.

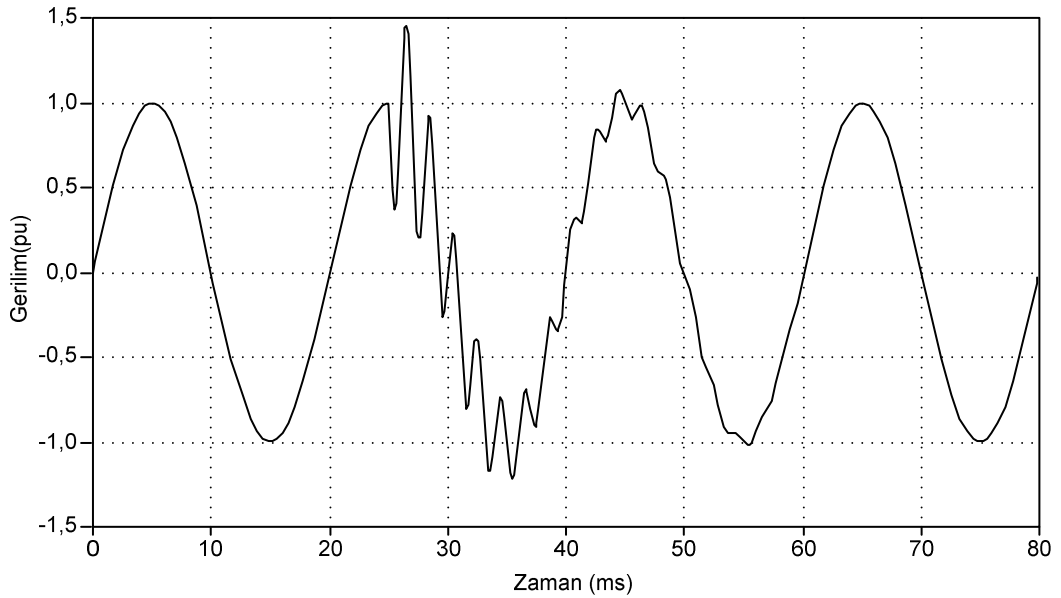
500 kHz'den büyük temel frekans bileşenine ve μs cinsinden devamlılık süresine sahip salınımlı geçici durumlar, yüksek frekanslı salınımlı geçici durum olarak ifade edilir. Bu tip salınımlar genelde yerel sistemlerin darbeli geçici olaylara verdiği cevabın sonucudur.

5-500 kHz arasında temel frekans bileşenine sahip ve devamlılık süresi $10 \times \mu s$ 'ler cinsinden ifade edilen salınımlı geçici durumlar, orta frekanslı salınımlı geçici durum olarak adlandırılır. Çoğunlukla kapasitör anahtarlanması sonucu oluşan salınımlı geçici durumlardır (Şekil 2.2).



Şekil 2.2. Orta frekanslı salınımlı geçici durum

0.3- 50 ms arasında süren ve 5 kHz'den küçük temel frekans bileşenine sahip bir geçici durum, düşük frekanslı salınımlı geçici durum olarak değerlendirilir. Bu tip geçici durumlar hem iletim hem de dağıtım sistemlerinde meydana gelir. Kapasitör grubunun enerjilenmesi ile meydana gelen ve temel frekansı 300-900 Hz arasında olan gerilim geçici durumu, en sık karşılaşılan salınımlı geçici durumdur (Şekil 2.3). Sistemin sönümlendirmesine bağlı olarak 0.5-3 periyot sürebilir ve tepe değeri yaklaşık 2 p.u olabilir. Temel frekansı 300 Hz'in altında olan salınımlı geçici durum ile daha çok dağıtım sistemlerinde karşılaşılmaktadır. Bunlar genellikle ferreazonans ve transformatörlerin devreye alınması sırasında meydana gelir [51].



Şekil 2.3. Kapasitör anahtarlanması sonucu oluşan düşük frekanslı salınımlı geçici durum

2.2.2. Uzun Süreli Gerilim Değişimleri

Uzun süreli değişimler, şebeke frekansında, 1 dakikadan uzun süren etkin değişimleri kapsamaktadır. Uzun süreli değişimler, ya aşırı gerilimden ya da düşük gerilimden kaynaklanır. Aşırı ve düşük gerilimler genellikle sistem arızalarından meydana gelmez. Bunlara daha çok yük değişimleri ve sistem anahtarlama işlemleri sebep olmaktadır. Böyle değişimler, gerilimin etkin değerinin zamana göre değişimine bağlı olarak gözlemlenir [51].

2.2.2.1 Aşırı Gerilim

Aşırı gerilim, şebeke frekansında, 1 dakikadan uzun süren ve gerilimin etkin değerinin %110'dan fazla artış gösterdiği durumdur. Bu durum genellikle iç aşırı gerilim etkisidir ve yük anahtarlama (büyük yüklerin devre dışı bırakılması veya bir kapasitör grubunun devreye alınması) sonucu ortaya çıkmaktadır. Bunun yanında, gerilim kontrollerinin yetersiz olması, yükün azalması ve transformatör kademe ayarının doğru yapılmaması sistemde aşırı gerilimlere neden olmaktadır.

2.2.2.2. Düşük Gerilim

Düşük gerilim, şebeke frekansında, 1 dakikadan uzun süren ve gerilimin etkin değerinin %90'nın altına düştüğü durumdur. Düşük gerilimde, aşırı gerilimlere sebep olan anahtarlama işleminin tersi gerçekleşmektedir. Yani, büyük yüklerin devreye girmesi veya kapasitör grubunun devreden çıkması gibi anahtarlama işlemleri, sistem üzerindeki gerilim düzenleyici cihazların sistemi tekrar eski seviyesine geri getirene kadar geçen sürede düşük gerilime neden olmaktadır. Ayrıca aşırı yüklenmiş devrelerde düşük gerilime neden olabilir.

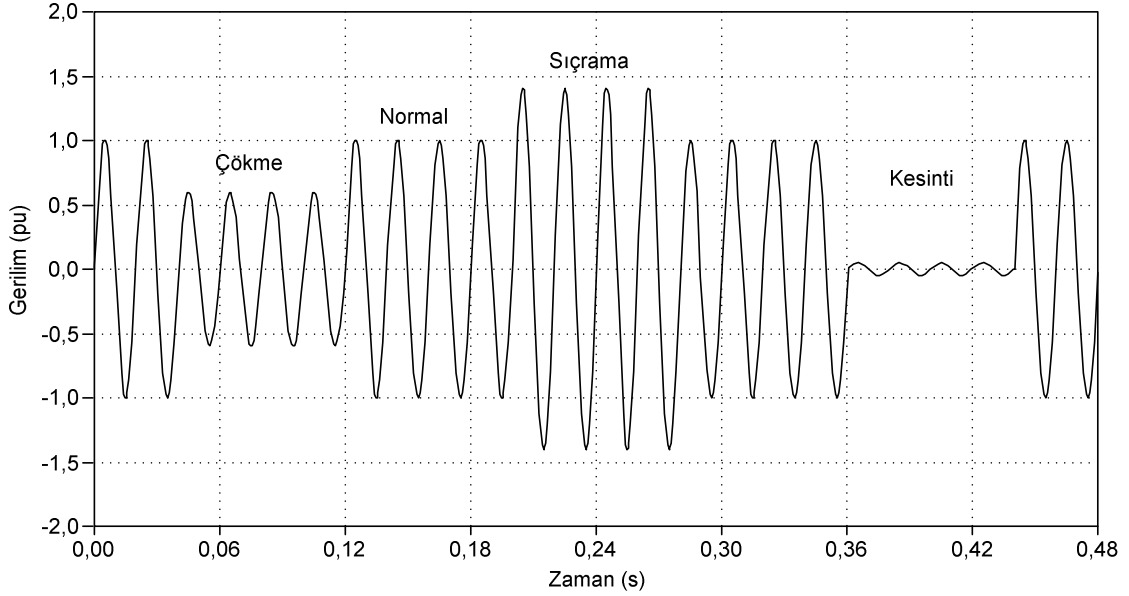
2.2.2.3. Kalıcı Gerilim Kesintileri

Besleme gerilimi, 1 dakikayı aşan bir süre boyunca sıfır olduğu takdirde, uzun süreli gerilim değişimi kategorisinde yer alan kalıcı gerilim kesintisi meydana gelmektedir. 1 dakikadan fazla süren gerilim kesintileri çoğunlukla kalıcıdır. Bu tür kesintilerde sistemin düzenlenip eski haline getirilmesi için insan müdahalesi gereklidir.

2.2.3. Kısa Süreli Gerilim Değişimleri

Bu kategoriye giren geçici olaylar sürelerine göre ani, kısa süreli ve geçici olarak sınıflandırılabilir. Kısa süreli gerilim değişimleri, yüksek değerde yol alma akımı çeken büyük yüklerin devreye girmesi veya güç iletkenlerinde oluşan temassızlıklar gibi arıza durumlarından

kaynaklanır. Arıza yeri ve sistem şartlarına bağılı olarak bir arıza, geçici gerilim çökmesine, gerilim sıçramasına ya da gerilimin kesilmesine neden olabilir [51]. Şekil 2.4'te bu kategoriye ait dalga şekillerinin bir temsili görülmektedir.

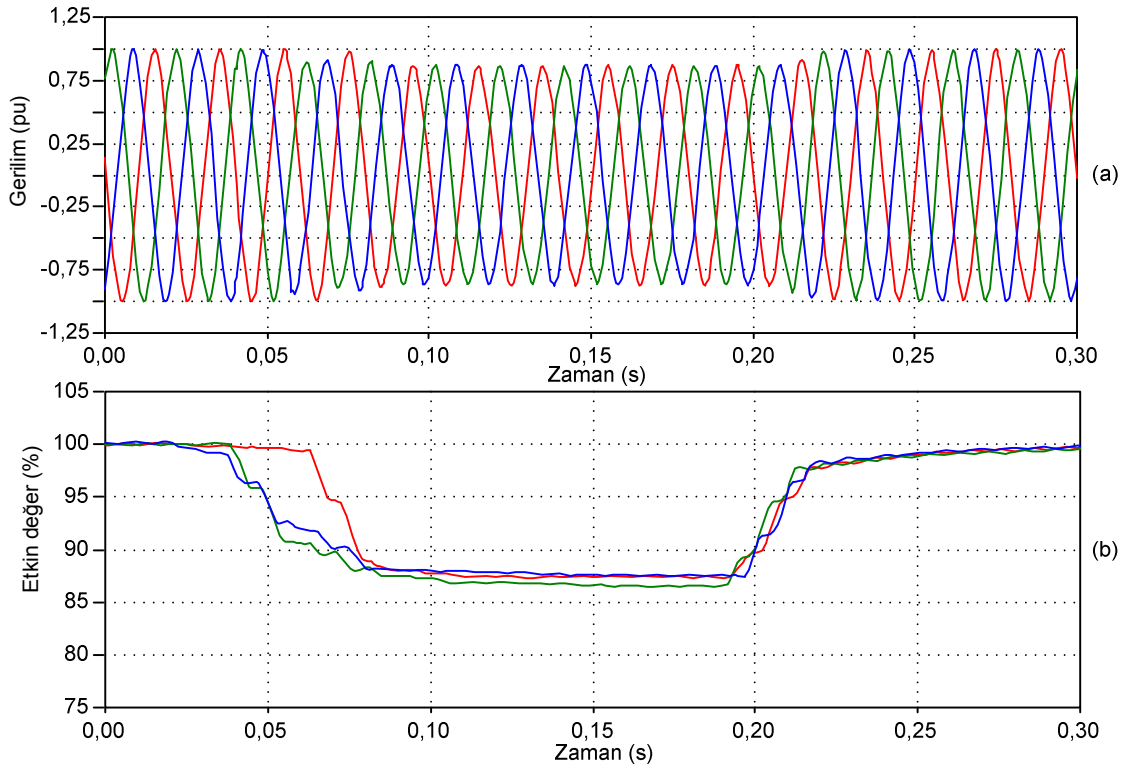


Şekil 2.4. Kısa süreli gerilim değişimleri (çökme, sıçrama ve kesinti)

2.2.3.1. Gerilim Çökmesi

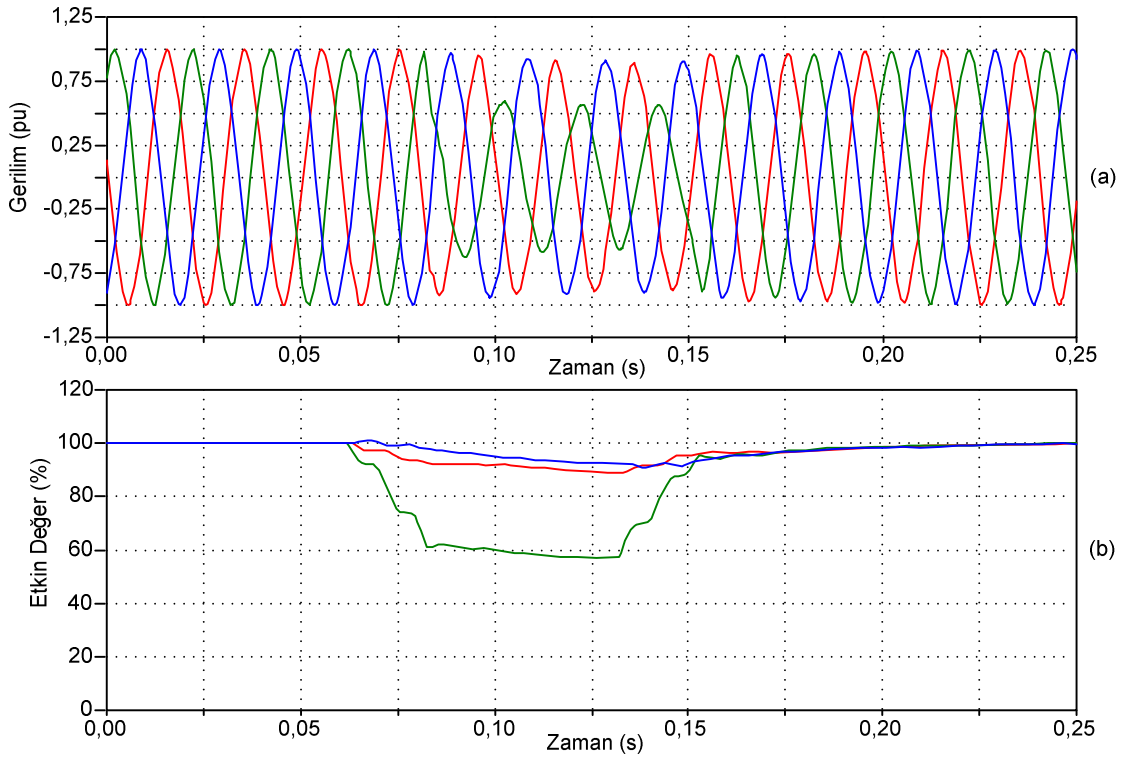
Çökme, şebeke frekansında, 10 ms'den fazla (0.5 periyot) ve 1 dakikadan az olmak kaydıyla, nominal gerilim etkin değerinin %10-%90 arasında azalma göstermesi olarak tanımlanır.

Gerilim çökmeleri, genellikle sistem arızalarına bağılıdır. Ayrıca büyük yüklerin devreye girmesi veya büyük güçlü motorların çalışması esnasında da meydana gelebilmektedir. Şekil 2.5 ve Şekil 2.6 sırasıyla 34.5 kV'luk orta gerilim hattından ölçülmüş, simetrik (üç faz-toprak) ve simetrik olmayan (tek faz-toprak) arıza sonucu meydana gelen tipik gerilim çökmesi olayını göstermektedir. Arıza temizleme zamanı, arıza akımının genliğine ve aşırı akım korumasının tipine bağılı olarak 3-30 periyot arasındadır.



Şekil 2.5. Simetrik bir arızanın sebep olduğu gerilim çökmesi

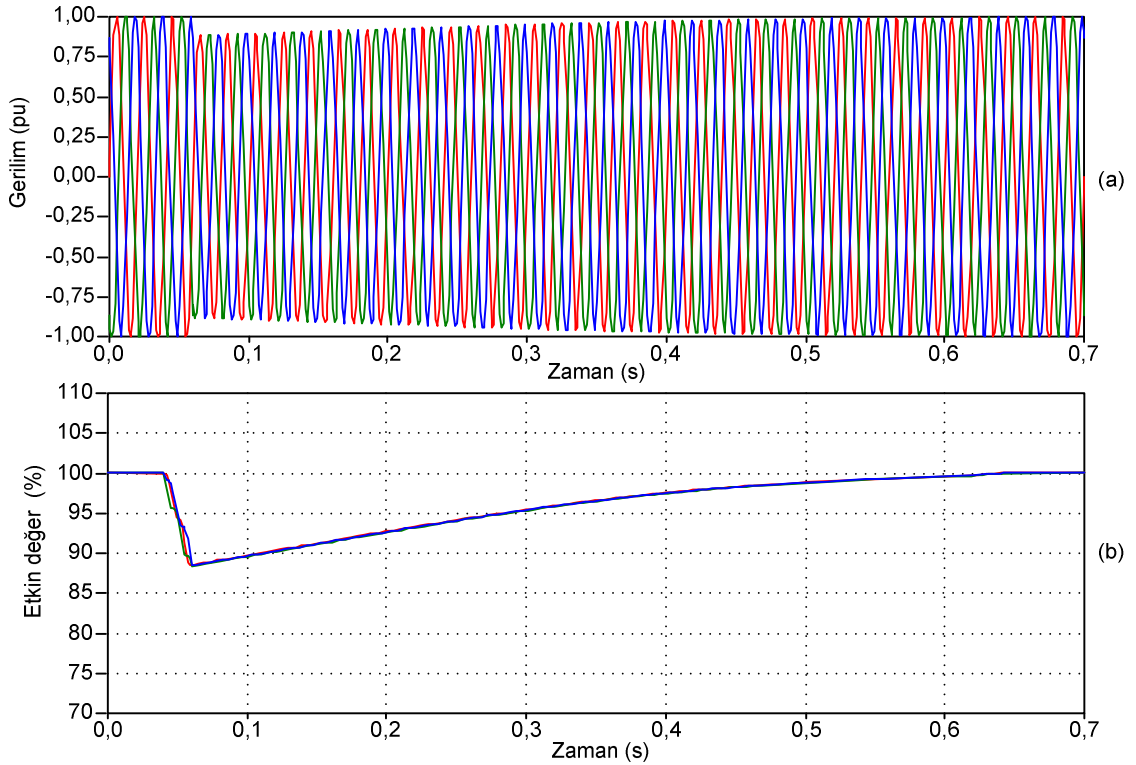
(a) Gerilimin dalga şekli (b) Gerilimin etkin değeri



Şekil 2.6. Simetrik olmayan bir arızanın sebep olduğu gerilim çökmesi

(a) Gerilimin dalga şekli (b) Gerilimin etkin değeri

Bir asenkron motor yol alma anında, tam yük akımının 6-10 kat fazlasını çekebilmektedir. Eğer asenkron motorun çektiği akımın genliği, sisteme bağlı olduğu noktadaki olası arıza akımına göre yüksek ise, ortaya çıkan gerilim çökmesi büyük olabilir. Bu durumda, gerilim çok kısa sürede nominal gerilimin %70'ine düşebilir ve yaklaşık 3 s sonra da kademeli olarak normale dönebilir. Şekil 2.7'de benzetimlerden elde edilen, asenkron motorun sebep olduğu gerilim çökmesi olayı görülmektedir.



Şekil 2.7. Asenkron motorun sebep olduğu gerilim çökmesi

(a) Gerilimin dalga şekli (b) Gerilimin etkin değeri

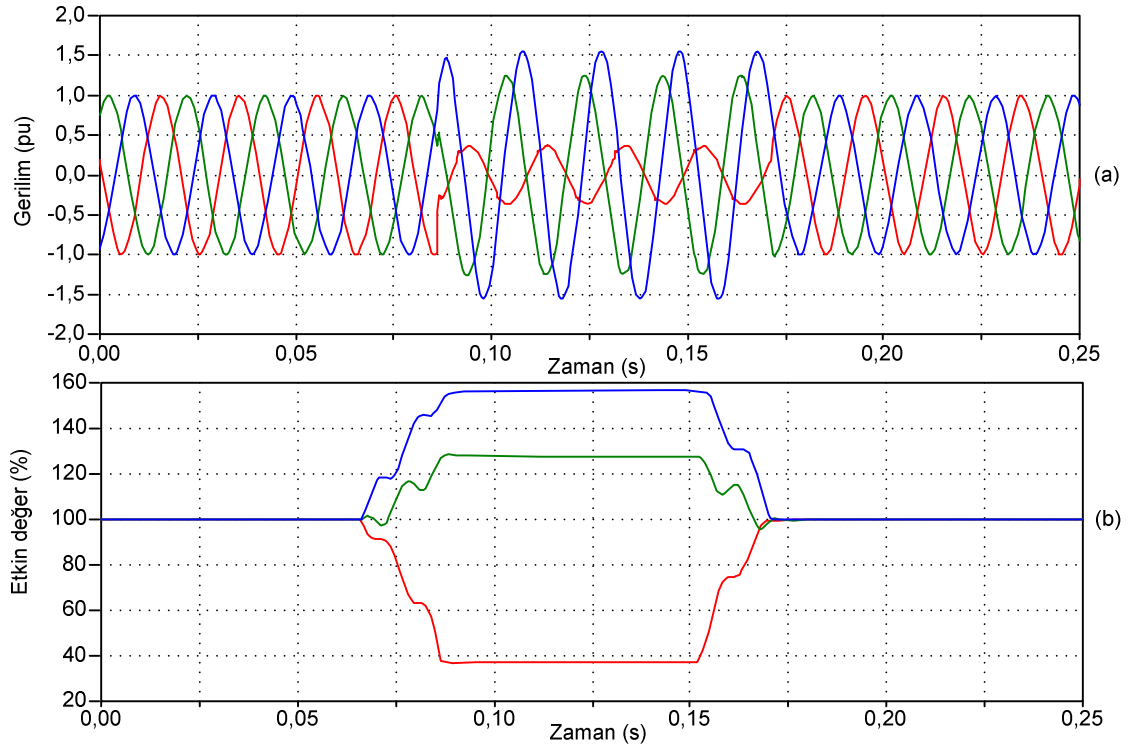
2.2.3.2. Gerilim Sıçraması

Şıçrama, şebeke frekansında, 10 ms'den fazla (0.5 periyot) ve 1 dakikadan az olmak kaydıyla nominal gerilim etkin değerinin %110 - %180 arasında artış göstermesi olarak tanımlanmaktadır.

Gerilim çökmesinde olduğu gibi, gerilim sıçramaları da genellikle sistem arızalarına bağlıdır. Fakat, gerilim sıçramaları, gerilim çökmeleri kadar yaygın olarak görülmez. Örneğin, tek faz-toprak kısa devre arızası esnasında, arızasız fazlar üzerinde meydana gelen geçici gerilim artışı, sıçrama oluşmasının en önemli sebeplerinden biridir. Şekil 2.8'de, 34.5 kV orta gerilim seviyesinden ölçülmüş gerilim sıçraması olayı görülmektedir. Ayrıca, büyük yükler

devre dışı kalırken yapılan anahtarlama ve büyük kapasitör gruplarının devreye girmesi de gerilim sıçramalarına sebep olmaktadır.

Gerilim sıçramaları, genlik değerine ve olayın süresine göre karakterize edilirler. Arıza durumu süresince gerilim sıçramasının şiddeti, arıza yerine, sistem empedansına ve topraklamaya bağlı olarak değişir.



Şekil 2.8. Kısa devre arızası sonucu oluşan ani gerilim sıçraması

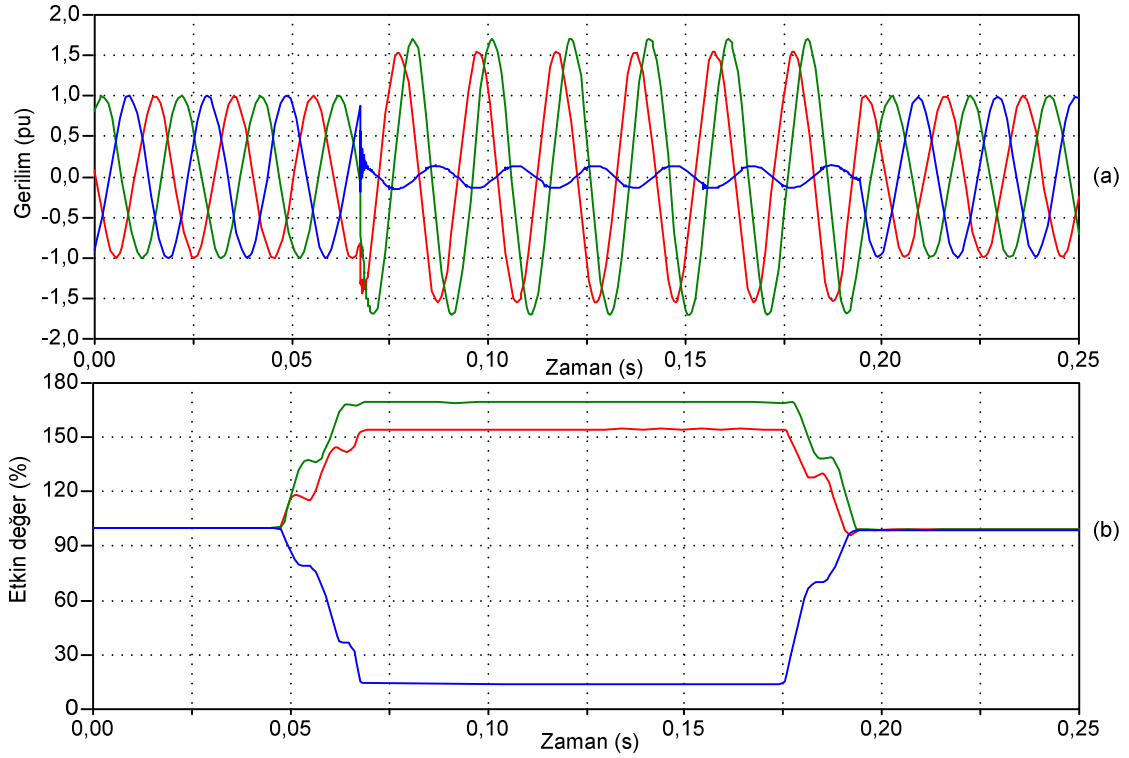
(a) Gerilimin dalga şekli (b) Gerilimin etkin değeri

2.2.3.3. Anlık Gerilim Kesintisi

Kaynak gerilimi veya yük akımının, 1 dakikayı aşmayan bir süre boyunca nominal değerinin %10'nun altına düşmesi sonucu kesinti meydana gelmektedir. Kesintiler, güç sistemi arızaları, ekipman arızaları ve kontrol sistemlerinin yanlış çalışması sonucu meydana gelebilmektedir. Kesinti esnasında, gerilimin genliği genellikle nominal gerilimin %10'unun altına düştüğünden kesintiler sürelerine göre değerlendirilir. Şebekedeki bir arızadan kaynaklanan kesintinin süresi, koruma rölesinin çalışma zamanı ile belirlenir. Koruma cihazının ani tekrar kapaması, genellikle 30 periyottan az süren ve kalıcı olmayan bir arızanın sebep olduğu kesintiyi sınırlandıracaktır. Koruma cihazının gecikmeli tekrar kapaması ise, anlık ve geçici kesintiye sebep olabilir.

Gerilim kesintileri, besleme sistemindeki bir arızadan kaynaklanıyorsa gerilim çökmesi olarak görülebilir. Gerilim çökmesi, arızanın oluşumu ile koruma cihazının çalışması arasındaki

zamanda meydana gelir. Şekil 2.9, tek faz- toprak kısa devre arızası sonucu oluşan bir gerilim kesintisi olayını göstermektedir.



Şekil 2.9. Kısa süreli gerilim kesintisi (a) Gerilimin dalga şekli (b) Gerilimin etkin değeri

2.2.4. Gerilim Dengesizliği

Gerilim dengesizliği, üç faz gerilim veya akımın ortalamasından elde edilen maksimum sapma veya üç faz gerilim veya akımın ortalamasına bölümü olarak tanımlanır. Yüzde olarak ifade edilir. Dengesizlik, simetrik bileşenler kullanılarak da hesaplanabilmektedir. Ya negatif dizi bileşeninin ya da sıfır dizi bileşeninin, pozitif dizi bileşenine oranı dengesizlik hesaplamada kullanılmaktadır. %2'den düşük gerilim dengesizlikleri, çoğunlukla üç fazlı sistemler üzerindeki tek fazlı yüklerdir. Gerçekten büyük problem oluşturan gerilim dengesizlikleri (% 5'den büyük), üç fazlı bir yükün veya üç fazlı bir kapasitör grubunun, tek faza kaldığı durumda meydana gelmektedir [51].

2.2.5. Dalga Şekli Bozulmaları

Dalga şekli bozulmaları, sürekli durumda gücün frekansının ideal sinüs dalgasından sapması olarak tanımlanır. Dalga şekli bozukluklarının; doğru akım bileşeni, harmonikler, ara harmonikler, çentik ve gürültü olmak üzere başlıca beş tipi vardır [51].

2.2.5.1. Doğru Akım Bileşeni

Bir alternatif akım güç sisteminde, doğru akım veya gerilimin bulunması, doğru akım bileşeni ile ifade edilir. Bu bileşen, bir elektronik güç konverterlerinin simetrisizliğinin bir sonucu olarak meydana gelmektedir.

Bir a.a. şebekesinde d.a.'ın bulunması, transformatör nüvesine ön besleme yapan ve transformatörü doyuma götüren zarar verici etkinin oluşmasına sebep olmaktadır. Bu etki, ilave ısı kaybına neden olmakta ve transformatörün ömrünü kısaltmaktadır. Ayrıca d.a. bileşeni, topraklama elektrotları ve diğer bağlantılarda elektrolitik aşınma meydana getirebilir.

2.2.5.2. Harmonikler

Harmonikler, şebeke frekansının tam katı frekanslara sahip sinüsoidal gerilim veya akımlardır. Bozuk dalga şekilleri, temel bileşen ve tüm harmoniklerin toplamı olarak ifade edilebilir. Harmonik bozulma, güç sistemindeki doğrusal olmayan özellikteki cihaz ve yükler nedeniyle oluşabilir.

Harmonik bozulma seviyeleri, her bir harmonik bileşenin genliği ve faz açılarını belirten harmonik spektrumu ile açıklanabilir. Ayrıca harmonik bozulma etkin değerini bir ölçü olarak belirtmek için, Toplam Harmonik Bozulma (THB) ifadesi kullanılmaktadır. Bu ifade temel bileşen hariç olmak üzere, her bir harmonik bileşenin karelerinin toplamının karekökünün temel bileşene oranıdır. Bir gerilim dalga şeklinin toplam harmonik bozulma hesabı

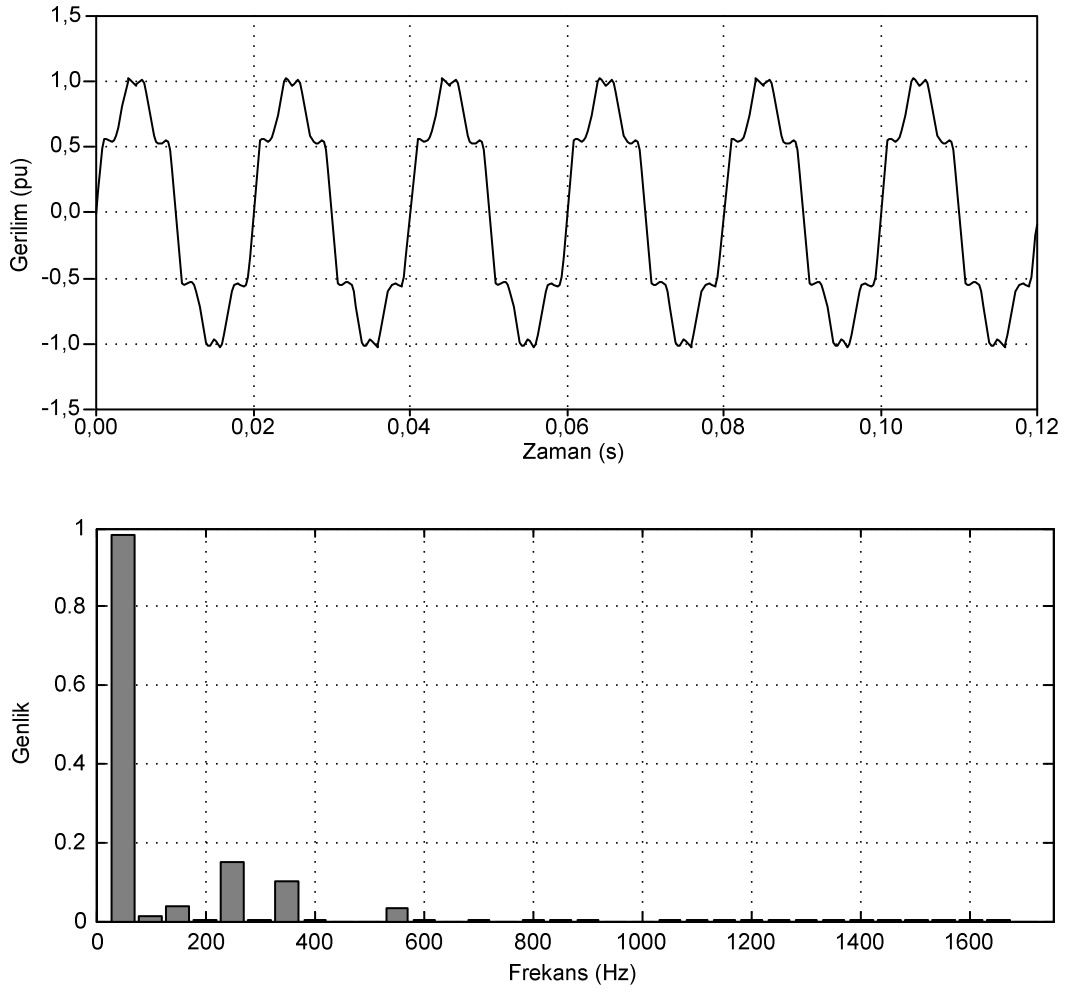
$$V_{THB} = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} V_{effn}^2}}{V_{eff1}} = \sqrt{\left(\frac{V_2}{V_1}\right)^2 + \left(\frac{V_3}{V_1}\right)^2 + \dots + \left(\frac{V_n}{V_1}\right)^2} \quad (2.1)$$

şeklinde ifade edilir. Burada V_1 , şebeke frekansındaki gerilim değerini ve V_{effn} ise n. harmonik gerilim değerini temsil etmektedir. Akım dalga şeklinin toplam harmonik bozulma hesabı ise

$$I_{THB} = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} I_{effn}^2}}{I_{eff1}} = \sqrt{\left(\frac{I_2}{I_1}\right)^2 + \left(\frac{I_3}{I_1}\right)^2 + \dots + \left(\frac{I_n}{I_1}\right)^2} \quad (2.2)$$

şeklinde dir.

Şekil 2.10'da harmoniklerin bozduğu gerilim dalga şekli ve gerilimin harmonik spektrumunu gösterilmiştir.



Şekil 2.10. Harmonik içeren gerilim dalga şekli ve harmonik spektrumu

Akım bozulma seviyeleri THB değeri ile karakterize edilebilir. Fakat bazen bu durum yanıltıcı olabilir. Örneğin, birçok ayarlanabilir hız kontrol sürücüsü düşük yüklerde çalıştıklarında giriş akımı için yüksek THB değerleri ortaya çıkar. Böyle bir durumda genlik düşük olduğundan, THB değerinin yüksek olması çok önemli değildir. Harmonikleri daha iyi karakterize edebilmek için IEEE Standartında 519 (1992), TTB (Toplam Talep Bozulma) adında yeni bir terim ifade edilmiştir.

$$TTB = \frac{\sqrt{\sum_{n=1}^{\infty} (I_{effn})^2}}{I_{effy}} \quad (2.3)$$

Burada I_{effy} , toplam talep bozulma akımının etkin değeri, I_{effn} , n. harmonik derecesinde etkin yük akımıdır. TTB terimi toplam harmonik bozulma ile hemen hemen aynıdır. Fakat TTB’de, temel akımın değerini kullanmaktan ziyade yük akımları kullanılmıştır.

2.2.5.3. Ara Harmonikler

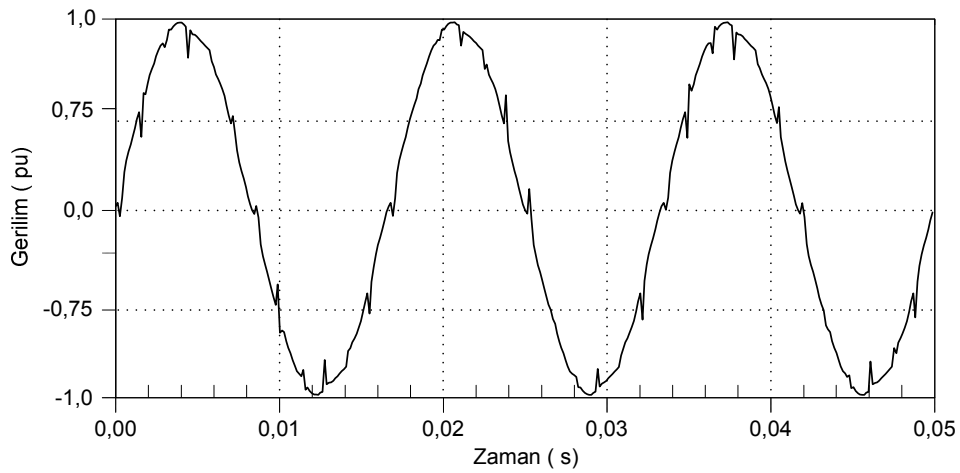
50 veya 60 Hz'de çalışacak şekilde tasarlanan bir besleme sisteminin frekansının, tam katı olmayan frekans bileşenlerine sahip akımlar veya gerilimler ara harmonik olarak isimlendirilir. Bu harmonikler, ayrık frekanslar veya geniş bant spektrumu olarak görülebilir.

Ara harmonikler tüm gerilim kademelerinde bulunabilir. Ara harmonikleri oluşturan temel kaynaklar; statik frekans konverterleri, saykıl konverterler, indüksiyon fırınları ve ark cihazlarıdır. Bu tip harmonikler genellikle frekans değişiminin bir sonucu olarak ortaya çıkar ve yüke göre değişebilirler. Böyle ara harmonik akımları, değişken olan ara harmonik frekansının sistemin temel frekansıyla çakışması durumunda, güç sistemleri üzerinde oldukça ciddi rezonansları ortaya çıkarabilirler.

2.2.5.4. Çentik

Çentik, şebeke geriliminin bir periyodunda doğrultucu darbe sayısı kadar tekrarlanan çökmelerden oluşan periyodik dalga bozulmasına verilen isimdir. Çentik sürekli olarak meydana geldiği için, etkilediği gerilimin harmonik spektrumu üzerinden özellikleri belirlenebilmesine rağmen, genellikle özel bir durum olarak incelenir. Çentiğin etkisi ile oluşan frekans bileşenleri çok yüksek olabilir. Bu nedenle harmonik analizleri için kullanılan klasik ölçüm cihazları ile belirgin bir şekilde tanımlanamazlar.

Şekil 2.11'de üç fazlı bir dönüştürücünün oluşturduğu gerilim çentiği görülmektedir. Çentikler, akımın bir fazdan diğerine geçiş (komutasyon) yaptığı anlarda meydana gelirler. Bu periyot süresince iki faz arasında anlık bir kısa devre vardır ve gerilim sistem empedansının izin verdiği ölçüde yaklaşık sıfıra kadar düşebilir.



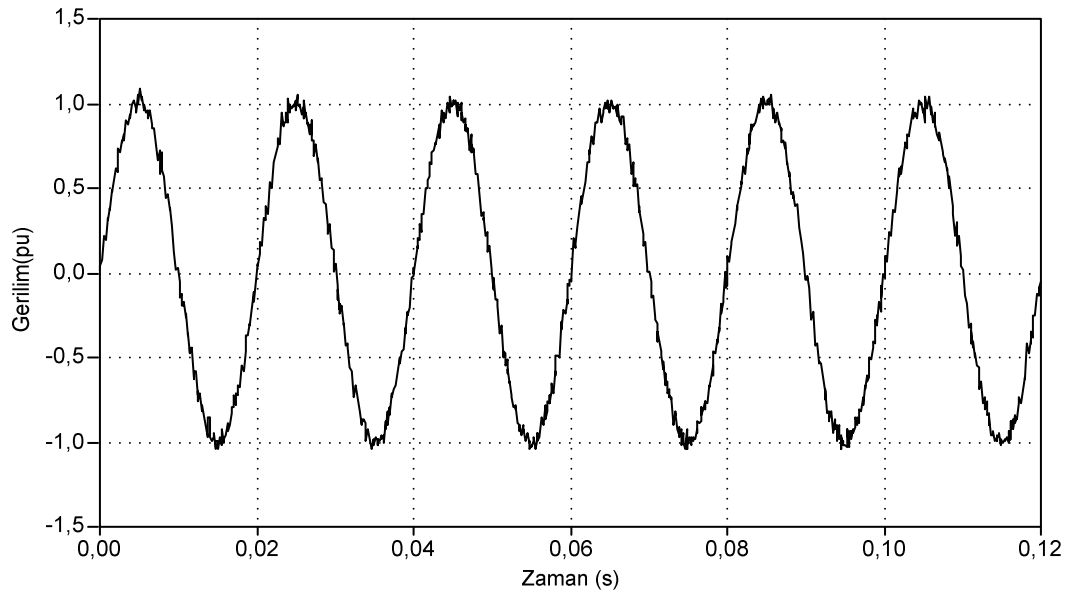
Şekil 2.11. Gerilim çentiği olayının dalga şekli

2.2.5.5. Gürültü

Gürültü, normal sinüs şeklindeki akım veya gerilim üzerine binen, 200 kHz'den küçük geniş bant frekans spektrumuna sahip istenmeyen elektrik işareti olarak tanımlanır. Bu işaret hem faz iletkenleri hem de nötr iletkenleri üzerinden taşınabilir [51].

Güç sistemlerinde gürültüye, güç elektroniği cihazları, kontrol devreleri, ark cihazları, anahtarlamalı güç kaynakları ve transistörlü doğrultucu içeren yükler sebep olabilir. Ayrıca güç sistemlerinde uygun topraklama yapılmadığı takdirde, gürültü problemleri daha belirgin olarak ortaya çıkmaktadır.

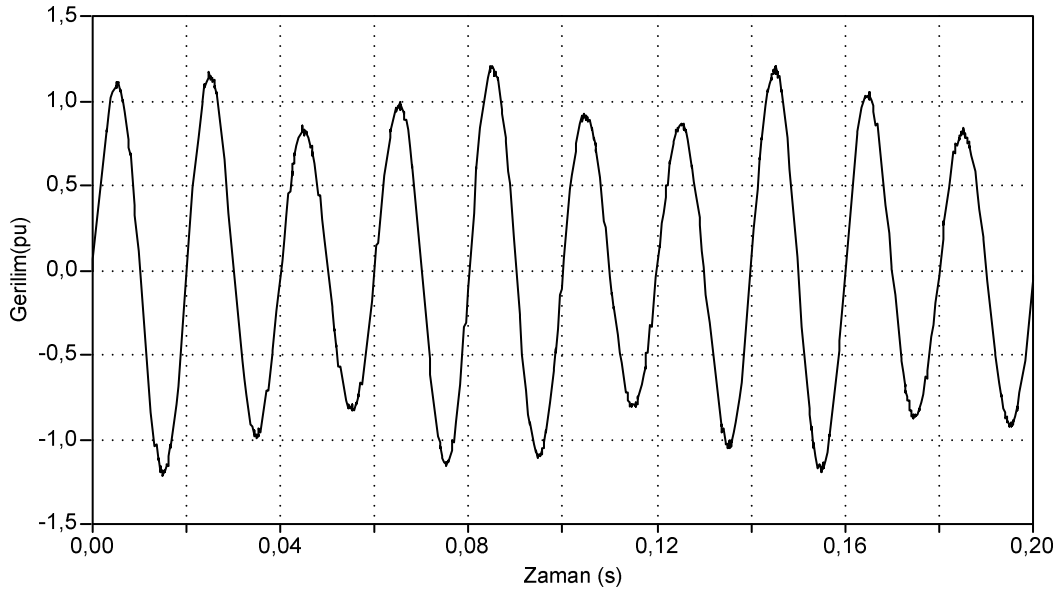
Temel olarak gürültü, harmonik bozulma veya geçici durum olarak sınıflandırılmayan herhangi bir güç işaretinin bozulmasından oluşur. Gürültü, mikroişlemciler ve programlanabilir kontrolörler gibi hassas elektronik cihazların çalışmasını etkileyebilir veya zarar verebilir. Bu problem, filtreler ve izolasyon transformatörleri kullanılarak azaltılabilir.



Şekil 2.12. Bir gerilim dalgası üzerine binmiş gürültü

2.2.6. Gerilim Salınımları

Gerilim salınımları, genliği nominal gerilimin 0.9-1.1 p.u. değerleri arasında olan hızlı sistematik gerilim değişiklikleridir. Ark fırınları, kaynak makineleri gibi süreklilik gösteren cihazlar, yük akımında hızlı değişiklikler yaparak kırpışma (flicker) etkisi olarak da isimlendirilen gerilim salınımlarına sebep olurlar [51]. Şekil 2.13'te bir gerilim kırpışması olayının dalga şeklini gösterilmiştir.



Şekil 2.13. Gerilim kırışması olayı

Gerilim salınımlarının oluşturduğu kırışma, akkor flamanlı veya floresan lambaların hızlıca yanıp sönmeye sebep olmaktadır. Kırışma, 6-8 Hz civarında ise, ışığın şiddetindeki değişim gözle görülebilir. Kırışma, insanları hem bedensel hem de ruhsal olarak olumsuz bir şekilde etkileyebilmektedir. Ayrıca hassas cihazların çalışmasını da etkileyebilir.

2.2.7. Frekans Değişimleri

Frekans değişimleri, güç sisteminin temel frekansının nominal değerinden sapması olarak tanımlanır. Güç sistemlerinin frekansı, sistemi besleyen generatörün dönme hızıyla doğrudan bağlantılıdır. Yük ve üretim arasında dinamik bir denge olduğundan, frekansta küçük değişiklikler meydana gelmektedir. Frekans değişiminin boyutu ve süresi, yükün özelliklerine ve yük değişikliklerine yol açan generatör kontrol sisteminin cevabına bağlıdır.

İletim sisteminde meydana gelen arızalar, büyük yük taşıma kapasitesine sahip bir güç iletim sisteminin devre dışı kalması veya büyük güç üreten generatörlerin devre dışı kalması, bir güç sisteminin normal sürekli durum çalışması için kabul edilen sınırlar dışına çıkan frekans değişikliklerine sebep olmaktadır [51].

3. İŞARET İŞLEME YÖNTEMLERİ

Güç kalitesi bozulmaları; sadece zaman bilgisi, sadece frekans bilgisi ve aynı anda hem zaman hem de frekans bilgisi içeren işaretleri kapsamaktadır. İşaretin temel yapısını oluşturan bu bilgileri ortaya çıkarmak için, incelenen işaretin bir analiz yöntemiyle ayrıştırılması gereklidir. İşaret işleme yöntemleri, bu tür bilgilerin çıkarılmasında farklı birçok alanda uzun yıllardan beri kullanılmaktadır.

İşaret işleme yöntemlerinin temel amacı, uygun bir dönüşüm uyguladıktan sonra analiz edilen işaretten istenen bilgiyi elde etmektir. Uygulanan dönüşümün tersinebilir olması koşulu ile dönüştürülmüş biçimin orijinal işareti bire-bir temsil etmesi koşulu gerekmektedir. Tüm bu uygulamaların temelinde, bir boyutlu karmaşık işaretlerin analizi ve değerlendirilmesi yatmaktadır [8].

Temelde işaret işleme yöntemleri, sadece zaman bölgesinde, sadece frekans bölgesinde ve aynı anda zaman-frekans bölgesinde analiz yapabilen yöntemler olmak üzere üç gruba ayrılır. Güç kalitesi bozulmalarının incelenmesi için farklı birçok işaret işleme yöntemi kullanılmasına rağmen, son yıllarda zaman-frekans gösterim yöntemleri en çok tercih edilenler arasındadır [26, 55].

ZFG'ler, son yıllarda özellikle örüntü tanıma uygulamalarında karar sürecini kolaylaştırmaya yönelik olarak, veriyi bir başka biçime dönüştürmek amacı ile kullanılan bir işaret işleme tekniğidir [10]. Bu dönüşüm, verinin boyutunu azaltmayı ve içindeki faydalı bilgilerin birçoğunun seçilmesini sağlamayı hedeflemekle birlikte gerçek-zamanlı karar uygulamaları için de son derece önemlidir. Karar aşaması için en iyi sınıflandırıcı yapısı tasarlanırsa bile, eğer veriden çıkarılan özellikler veriyi uygun bir şekilde nitelendirmiyorsa, sınıflandırıcının doğru karar verme başarımı düşük olacaktır. Bu açıdan ZFG'ler durağan olmayan işaretlerin özelliklerini karakterize etmede uygun bir uzay oluşturmaktadır [8].

Bu bölümde, son yıllarda güç kalitesi problemlerinin analizi için yaygın bir şekilde kullanılan ZFG yöntemleri karşılaştırmalı bir şekilde incelenmiştir. Bu yöntemler; kısa zamanlı FD, DD ve SD yöntemleridir. İlk olarak bu yöntemlerin matematiksel ifadeleri verilerek, literatürde belirtilen avantaj ve dezavantajları sunulmuştur. Son olarak güç kalitesi işaretlerinin analizinde göstermiş oldukları başarımı değerlendirmek amacıyla sadece zaman, sadece frekans ve hem zaman hem de frekans bilgisi içeren üç farklı güç kalitesi bozulma işareti ile analizler gerçekleştirilmiştir. Ayrıca bu yöntemlerin hesaplama hızı, bir diğer karşılaştırma şekli olarak sunulmuştur.

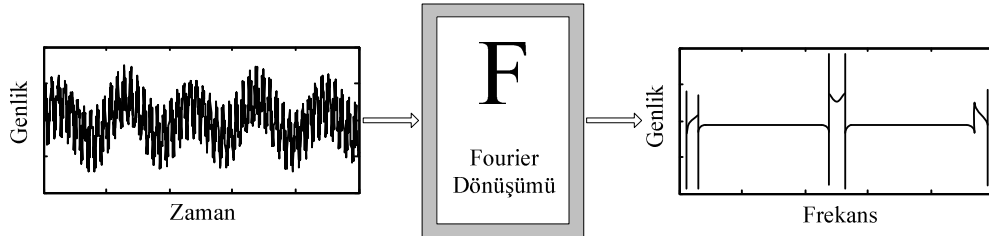
3.1. Fourier Dönüşümü Temelli Yöntemler

1800'lü yılların başında Joseph Fourier, bir işaretin fonksiyonunu yaklaşık olarak temsil eden ve ZFG yöntemlerinin temelini oluşturan *Fourier Dönüşümünü* ortaya çıkarmıştır. Özellikleri zamanla değişmeyen, durağan bir $f(t)$ işaretine uygulanabilecek en uygun dönüşüm, zaman-frekans bölgesi arasında bir ilişki sağlayan FD'dir [56, 57]. FD çifti (3.1) ve (3.2) denklemleri ile tanımlanır.

$$Y(j\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} y(t)e^{-j\omega t} dt \quad (3.1)$$

$$y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} Y(j\omega)e^{j\omega t} d\omega \quad (3.2)$$

Burada, durağan bir $y(t)$ işareti sonsuz zaman aralığında tanımlı sinüsoidal taban işlevleri ile frekans bölgesinde gösterilmektedir. Bir başka deyişle, bu yöntem sadece durağan işaretin frekans bileşenleri hakkında bilgi verir, zaman bilgisi içermez. Ancak, özellikleri zamanla değişen, durağan olmayan ve ani değişiklik gösteren işaretler söz konusu olduğunda, FD işarettaki herhangi bir anlık değişimi bütün frekans eksenine yansıtır. İşaretin dinamiklerini yakalama açısından bu istenmeyen bir durumdur [58].



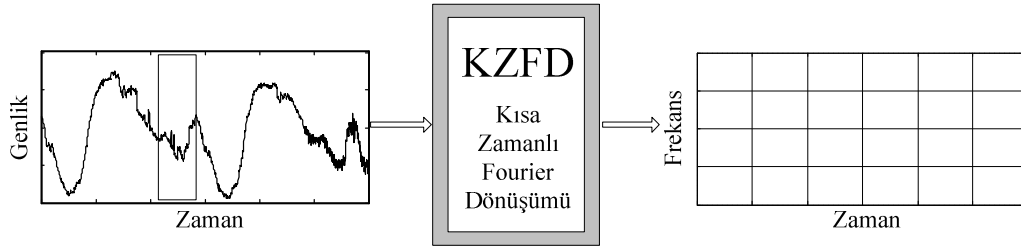
Şekil 3.1. Fourier dönüşümü

Bu eksikliği gidermek için Dennis Gabor, FD'yi zamanın belli bir bölümünde, işaretin bir kısmını incelemek için kullanarak bu tekniğe işaretin pencerenmesi adını vermiştir [56, 58]. Bu yöntem *Kısa-Zamanlı Fourier Dönüşümü* (KZFD) olarak adlandırılır ve işareti zaman ve frekansın iki boyutlu bir fonksiyonu olarak haritalar (Şekil 3.2). Durağan olmayan bir $y(t)$ işareti için KZFD

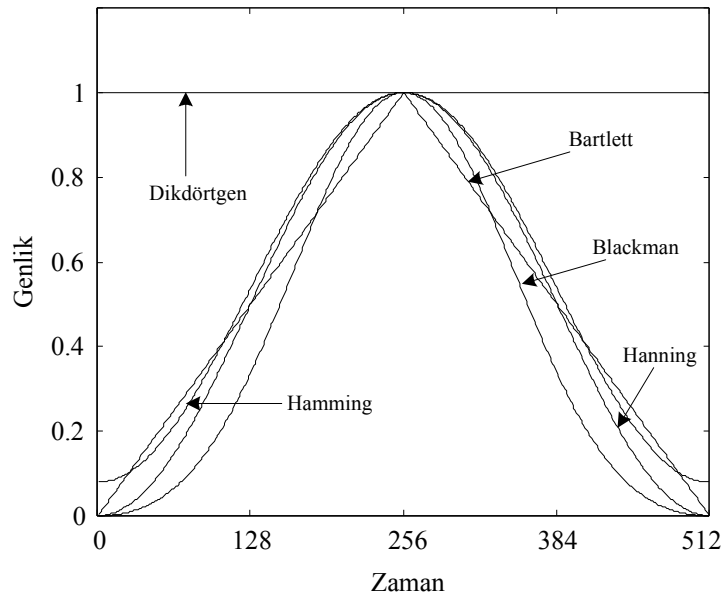
$$KZFD(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} y(t)w(t - \tau)e^{-i2\pi ft} dt \quad (3.3)$$

şeklinde tanımlanır. Burada $w(t-\tau)$ bir kayan pencere fonksiyonudur. Literatürde kullanılan pencereler; Bartlett, Blackman, dikdörtgen, Chebyshev, Hanning, Hamming, Kaiser ve üçgendir [8]. Şekil 3.3’de bu pencere fonksiyonlarından bazıları görülmektedir. Bu pencerenin görevi, zaman ekseninde yer tayin etmektir. Bu pencereleme işlemi sabit genişlikli pencereleme olarak tanımlanır ve zaman çözünürlüğü tüm spektral içerikler için aynı değere sahiptir.

KZFD, işaretin zaman ve frekans tabanlı görünümüleri arasında köprü oluşturarak, işarete oluşan farklı durumların zamanı ve frekansı hakkında bilgi vermektedir. Fakat, bu bilgilerin elde edilmesi bir koşula dayanmaktadır ve bu koşul da pencerenin genişliğiyle ilgilidir. KZFD’nin dezavantajı, zaman bölgesinde uygulanan pencerenin uzunluğunun hep sabit olmasıdır. Bu durum pencerenin bütün frekanslar için aynı kalması anlamına gelir. Sonuç olarak, hangi zamanda hangi frekans bileşenlerinin ortaya çıkacağı tam olarak kestirilemez [58, 59].



Şekil 3.2. Kısa-zamanlı Fourier dönüşümü

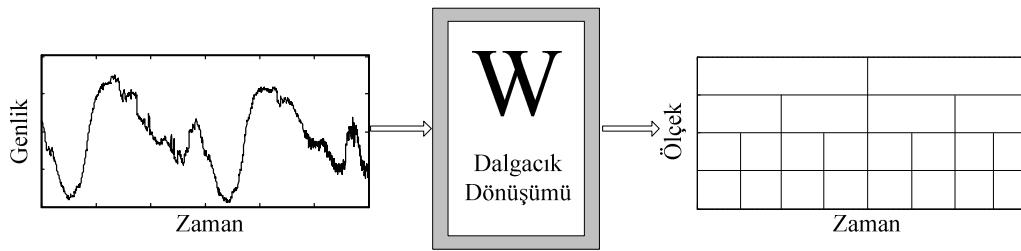


Şekil 3.3. Pencere fonksiyonları

3.2. Dalgacık Dönüşümü

Dalgacıklar, ilk defa Haar (1909) tarafından ortaya atılmıştır. Teorik olarak ilk kez, Morlet ve Grossmann (1984) idaresindeki bilim adamları tarafından ele alınmış, daha sonraları ise temelleri Chui (1992) ve Meyer (1993) tarafından sağlamlaştırılmıştır. Fakat ana algoritma, Mallat'ın (1988) çalışmalarında ortaya çıkmıştır. Daubechies (1992), Coifman ve Wickerhauser (1992) öncülüğündeki çalışmalar ise dalgacık teorisine yeni ufuklar açmıştır. Tarihsel yönden dalgacık analizi yeni bir yöntem olmasına rağmen temeli Joseph Fourier'e kadar uzanmaktadır [1]. Fourier, gerçekten çok etkin ve çok önemli olduğu ispatlanan frekans dönüşümü ile ilgili düşüncelerini temel olarak ortaya koymuştur. Farklı ölçeklerde, yaklaşık ölçek ortalama değişimlerinin gürültüye daha az duyarlı olduğu açık bir şekilde görülmeye başlandığından bu yana araştırmacıların ilgisi, frekans tabanlı analizden ölçek tabanlı analize kademeli olarak kaymaya başlamıştır [55].

Dalgacıklar, belirli matematiksel ihtiyaçları karşılayan ve işareti temsil etmede kullanılan fonksiyonlardır. Bununla birlikte, işarete bakmak için kullanılan ölçek de dalgacık analizinde özel bir rol oynar (Şekil 3.4). Dalgacık algoritmaları, veriyi farklı ölçek veya çözünürlüklerde işler. Geniş bir pencereden bir işarete bakıldığında büyük özellikleri fark edilirken, benzer şekilde, küçük bir pencereden bir işarete bakıldığında küçük özellikleri fark edilir. Dalgacıkları ilginç ve aynı zamanda yararlı kılan bu özelliktir [59, 60]. Şekil 3.5'de yaygın olarak kullanılan dalgacıkların bir kısmı verilmiştir.



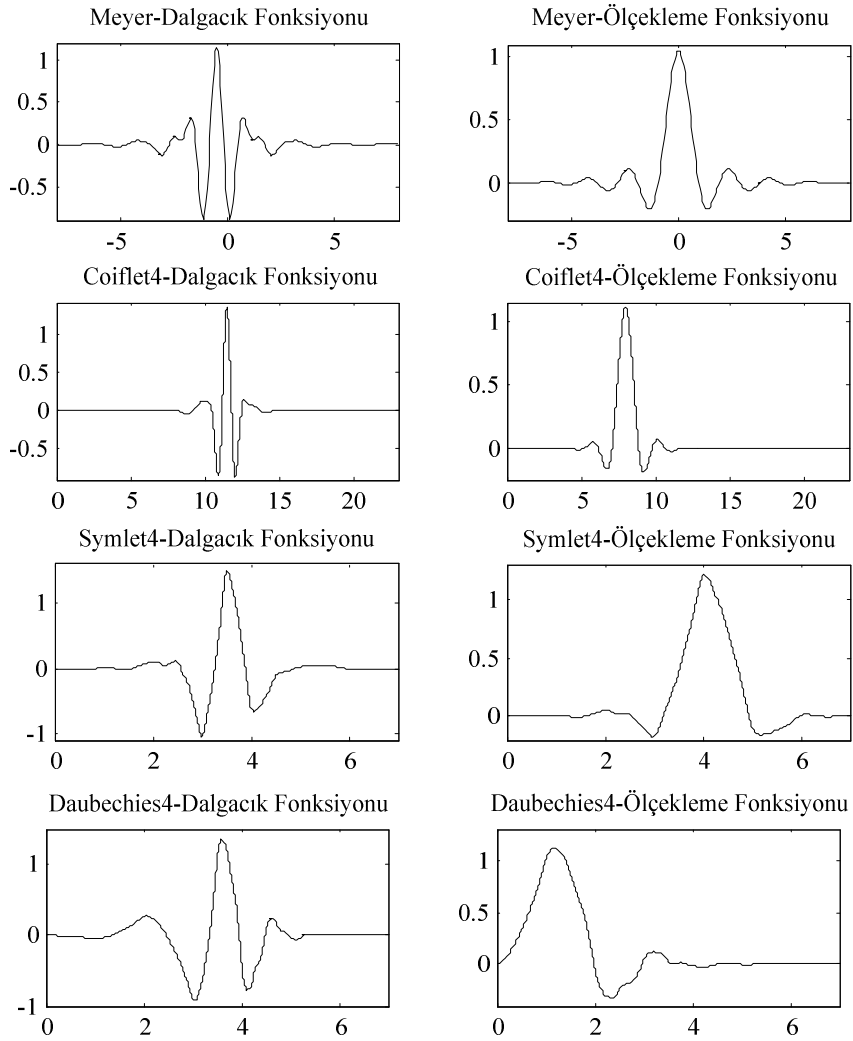
Şekil 3.4. Dalgacık dönüşümü

DD işaretin ölçeklenebilir bir zaman-frekans gösterimi ile analizini sağlar ve geleneksel işaret işleme teknikleri tarafından görülmeyen detayları ortaya çıkarır [61]. KZFD' nin sınırlamalarından biri olan, kullanılan pencerenin sabit olması DD'de ölçeklenebilir bir pencere ile giderilmiştir. Böylece işaret içindeki düşük frekans eğilimlerini açmak için geniş bir pencere, yüksek frekans detaylarını analiz etmek için sıkıştırılmış bir pencere kullanılır. Bunun için, DD ölçeklenebilir temel bir dalgacık fonksiyonu kullanıp sabit çözünürlük problemine çözüm getirerek, işaretin farklı çözünürlüklerde daha esnek bir zaman bölgesi analizini yapar. DD

zaman-ölçek yöntemine dayalı olduğu için, odağa tam olarak ayarlanarak işaretin farklı kısımlarını gözetleyebilen bir matematik mikroskobu gibi davranır [8]. Dalgacık analiz metotlarının geleneksel metotlara göre üstünlükleri şunlardır:

- Frekans spektrumundaki farklı bölgeler için daha kolay farklı frekans çözünürlükleri seçebilir.
- Eğer analizde spektrumdaki birkaç frekans bandı kullanılacaksa, tüm spektrumu hesaplamaya gerek yoktur.
- Spektrumun düşük frekans kısımlarında dalgacık dönüşümü oldukça hızlıdır.

Bu özelliklerinden dolayı, DD durağan olmayan işaretlerin daha esnek zaman-frekans gösterimlerinin elde edilmesinde etkili bir araçtır.



Şekil 3.5. Yaygın olarak kullanılan dalgacık ve ölçekleme fonksiyonları

3.2.1. Sürekli Dalgacık Dönüşümü

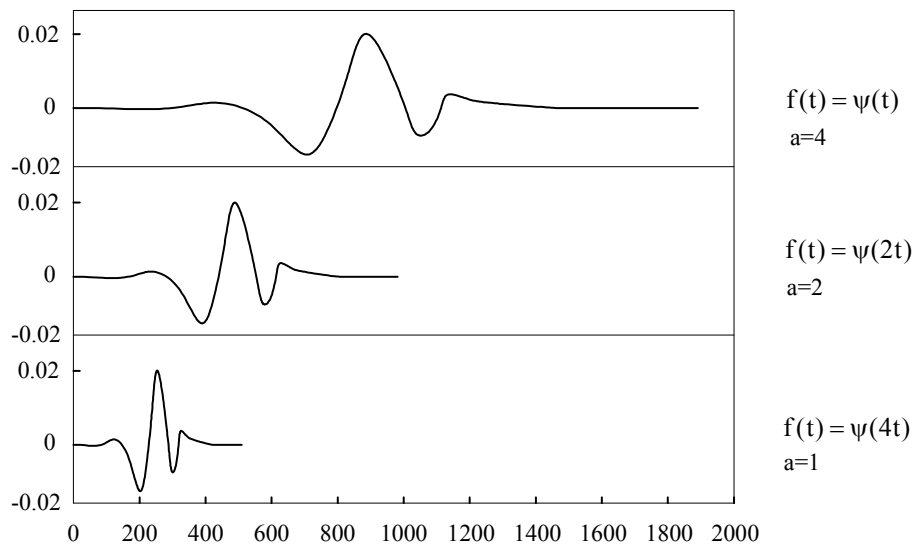
Sürekli DD (SDD) sıkıştırma, genişlemeler ve dönüşümler ile tüm zaman ve ölçeklerdeki işaretler ile ana dalgacık arasında uygunluk sağlar. Kısaca SDD, $y(t)$ giriş işaretinin Ψ ile gösterilen dalgacık fonksiyonunun ölçeklendirilmiş ve kaydırılmış haliyle çarpılıp tüm zaman boyunca toplanmasından elde edilir [60].

$$\text{SDD}(a, b) = - \int_{-\infty}^{\infty} y(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3.4)$$

Burada $y(t)$ işaret, $\psi(t)$ dalgacıktır, b öteleme (zaman) parametresi olup, farklı frekans seviyelerinde ayrışım filtreleri tanımlar. a ise ölçekleme (frekans) parametresi olup her seviye için ayrışım filtrelerini ölçeklendirir.

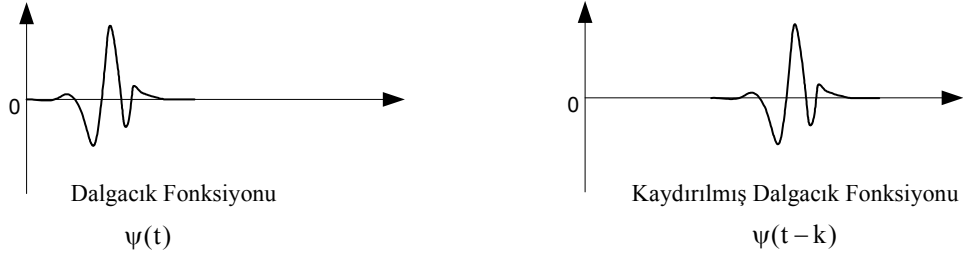
İşaret ve dalgacık iyi eşleşmişse, işaret ve dalgacık arasındaki ilişki (korelasyon) yüksek olur. Dalgacık türü uygulamalara bağlı olarak seçilir. Dalgacık yüksek oranda sıkışık olduğunda işaretin yüksek frekans detaylarını elde eder. Dalgacık tamamen genişse dalgacığın uzunluğu, işaretin uzunluğu ile daha uygun benzerlik sağlar ve böylece işaretin düşük frekans eğilimleri ortaya çıkar.

Bir dalgacığın ölçeklendirilmesi ifadesi, basitçe işaretin genişletilmesi veya daraltılması anlamına gelmektedir. Bununla birlikte, ölçeklendirme parametresi genellikle ' a ' ile verilmektedir. Şekil 3.6'da ölçeklendirmenin nasıl yapıldığı, örnek bazı ölçeklendirme değerlerine göre gösterilmiştir.



Şekil 3.6. Dalgacığın ölçeklendirilmesi

Bir dalgacıđı öteleme, basitçe işaretin başlangıcından itibaren k öteleme katsayısı kadar ileri veya geri kaydırmaktır. Matematiksel olarak bir $y(t)$ fonksiyonunun k kadar ötelenmesi $y(t-k)$ ile gösterilir. Şekil 3.7’de işaretler için kaydırma özelliğinin nasıl olduđu gösterilmiştir.



Şekil 3.7. Ana dalgacık $\psi(t)$ ve ana dalgacıđın kaydırılmış şekli $\psi(t-k)$

Sürekli DD, bir işaretin ölçeklendirilmiş ve ötelenmiş ana dalgacık ile var olduđu zaman ekseninin tümünde çarpılıp toplanmasıyla elde edilmektedir. Bu işlem, ölçek ve ötelemenin bir fonksiyonu olan dalgacık katsayılarını üretir.

3.2.2. Ayırık Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık katsayılarını her olası ölçek için hesaplamak, çok fazla işlem yapmayı gerektirir ve bunun sonucunda da çok fazla veri elde edilir. Bunun yerine 2’nin katlarını temel alacak şekilde ölçekler ve ötelemeler seçilirse, yapılacak analizler çok daha etkin olacaktır. Dalgacık katsayılarını hesaplamada kullanılan bu tekniğe Ayırık Dalgacık Dönüşümü (ADD) denilmektedir.

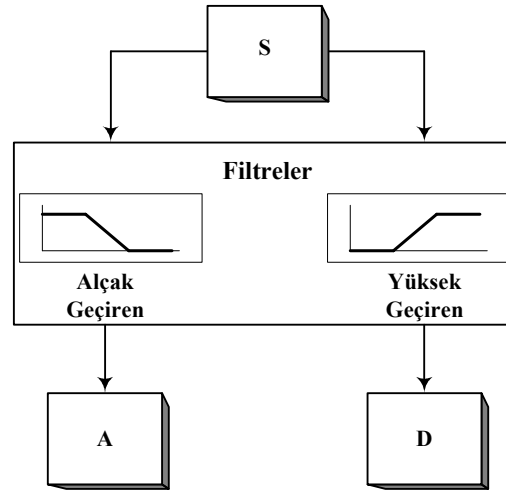
SDD, sonsuz sayıda girişe ihtiyaç duyduğundan bilgisayar analizi için uygun değildir [3]. Bilgisayar analizleri için denk.(3.5)’de görülen ADD kullanılır.

$$ADD(m, n) = 2^{-m/2} \int y(t) \psi(2^{-m}t - n) dt \quad (3.5)$$

Burada m parametresi ölçeklemeyi (frekansı), n parametresi ise ötelemeyi (zamanı) belirler. Bu işlemi gerçekleştirmek için uygulanan etkin bir yol, 1988 yılında Mallat tarafından filtreler kullanılarak geliştirilmiştir. Mallat algoritması, işaret işleme yöntemleri arasında, iki-kanal alt bant kodlayıcı olarak bilinen klasik bir yoldur. Bu işlem, hızlı DD yapan çok pratik bir filtre algoritmasıdır [60].

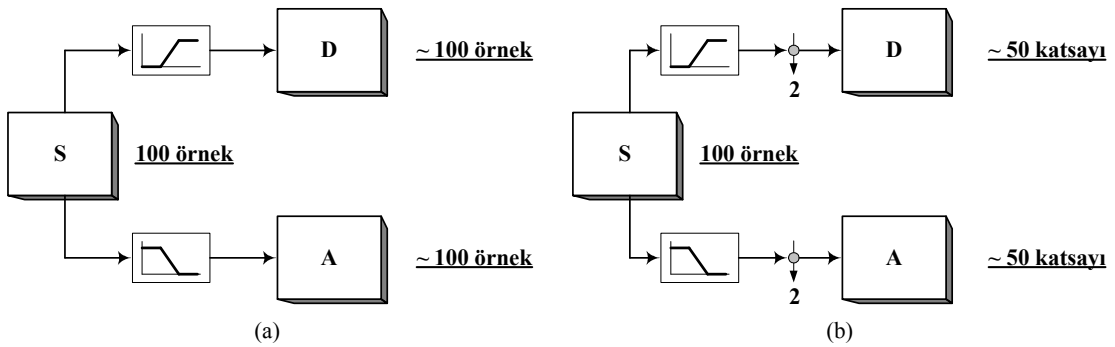
Birçok işaret için, işaretin düşük frekanslı içeriğ i en önemli kısımdır. Düşük frekans bileşenleri, işaretler için genellikle tanınma özelliklerini içerir. Diğer taraftan yüksek frekanslı bileşenler ise işaretin kendisiyle düşük frekanslı kısım arasındaki farkı oluştururlar. Örnek

olarak insan sesi ele alınacak olursa, sesin yüksek frekanslı bileşenlerinin çıkartılması durumunda ses farklılaşır, fakat hala söylenilen şeyler duyulabilir. Oysa düşük frekanslı bileşenlerin bir kısmı çıkarılacak olursa söylenilen sözler duyulamaz. Yukarıda anlatılan kavramlardan yola çıkılarak, ADD için yaklaşık ve detay katsayılarından bahsedilir. DD kullanılan yaklaşıklar, yüksek ölçekli, düşük frekanslı bileşenler, detaylar ise düşük ölçekli, yüksek frekanslı bileşenlerdir. Sonuç olarak, incelenecek bir S işareti Şekil 3.8’de görüldüğü gibi birbirini tümleyen alçak ve yüksek geçiren filtrelerden geçirilerek alçak A ve yüksek D frekanslı bileşenlerine ayrıştırılır.



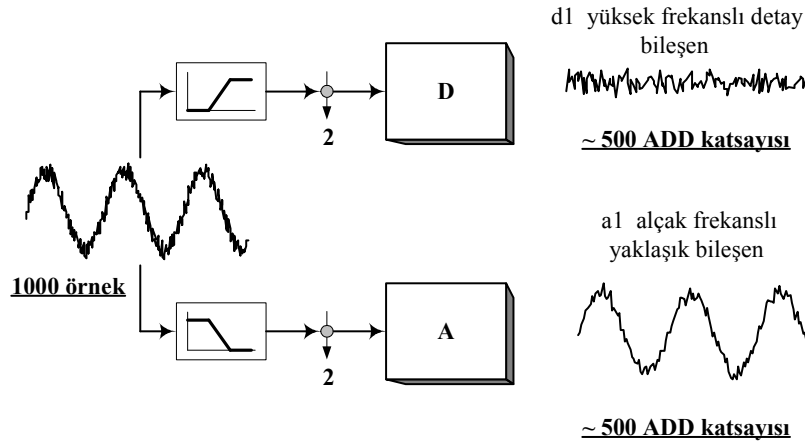
Şekil 3.8. Ayırık dalgacık dönüşümünün tek seviyeli filtre algoritması

Gerçek sayısal bir işaret üzerinde bu çalışma yapıldığında, başlangıçtaki işaretin örnek sayısından yaklaşık iki kat fazla veri ortaya çıkmaktadır. Örneğin, 100 tane örneğe sahip bir S işareti için her bir filtre çıkışından 100 tane olmak üzere yaklaşık 200 tane örnek elde edilebilir (Şekil 3.9.a). Bunu önlemek için her filtre (AG ve YG) çıkışında, örnekleme oranının frekansı yarıya düşürülmelidir (Şekil 3.9.b).



Şekil 3.9. (a) İki kat veri ortaya çıkaran filtre yapısı, (b) ADD katsayılarını oluşturan indirgeme yapısı

Şekil 3.10’da ise, üzerine yüksek frekanslı gürültü bindirilmiş bir sinüs işareti için tek seviyeli ADD sembolik olarak verilmiştir.



Şekil 3.10. Tek seviyeli ADD

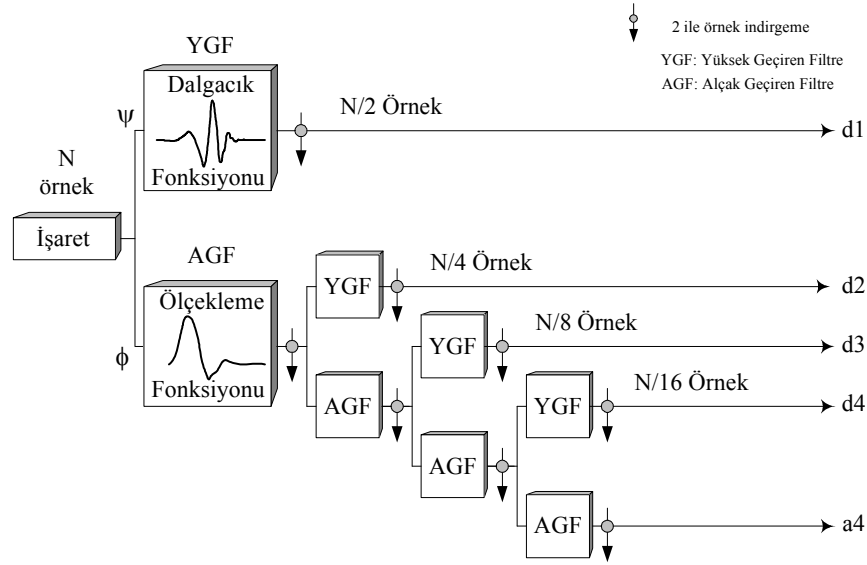
3.2.3. Çok Çözünürlüklü Ayırıştırma

Ayırıştırma işlemi, Şekil 3.11’de gösterildiği gibi birçok kez yapılabilir. Böylece, incelenecek işaret daha az çözünürlüklü birçok alt bileşenine ayrılacaktır. Buna çok çözünürlüklü ayırıştırma denir. Bu ayırıştırma işleminde ayırıştırmanın tekrarlamalı olmasından dolayı, teoride bu işlem sınırsız olarak devam ettirilebilir. Fakat gerçekte ayırıştırma ancak, detaylar bir tek örneğe veya bir tek piksele denk düşene kadar devam ettirilebilir. Pratikte, işaretin yapısına veya entropi gibi bazı kriterlere uygun bir seviye sayısı seçilir [8].

İşaretin alçak ve yüksek geçiren filtreler yardımıyla alt bant frekans bileşenlerine (yaklaşık ve detaylarına) ayrılması işlemi Şekil 3.11’de gösterilmiştir. İncelenen işaret (S), örneğin dördüncü seviyede yaklaşık ve detay bileşenleri cinsinden ifade edilmek istenirse, denk.(3.6)’daki gibi formülize edilebilir.

$$S = a_4 + d_4 + d_3 + d_2 + d_1 \quad (3.6)$$

Burada; d1, d2, d3 ve d4 her seviyenin yüksek frekans bantlarının detay katsayılarını, a4 ise düşük frekans bandının yaklaşık katsayısını temsil etmektedir. Her frekans bandı ayrı bir şekilde analiz edilebilir. Ayrıca yeni bir işaret sentez etmek için tekrar birleştirilebilir.



Şekil 3.11. Dört seviyeli dalgacık çözünürlük ağacı

DD'nin, Fourier tabanlı yöntemlere avantaj sağlayacak özelliklerinin yanında bazı dezavantajları da vardır. Bu dezavantajlar aşağıdaki gibi sıralanabilir [21, 37, 41]:

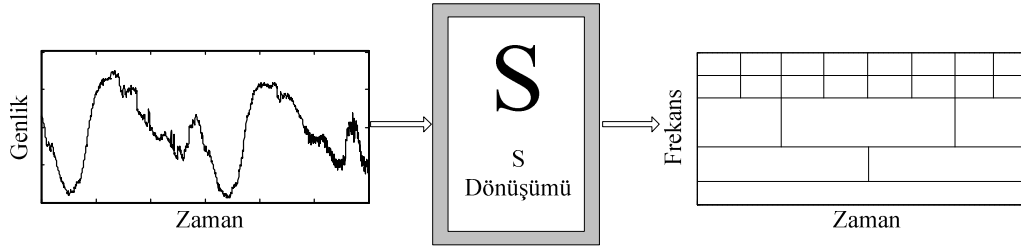
- İşaretin frekans bilgisi, frekans bant aralıklarında sadece tahmin edilebilir.
- İşaretin frekansı, kesme frekansına veya yakınına denk geldiğinde, sızıntı etkisi olarak isimlendirilen ve gerçekte işaret içerisinde bulunmayan bir frekansın etkisi ayrıştırma katsayılarına yansır.
- Verilen işareti doğru ve hızlı bir şekilde analiz edebilen dalgacık fonksiyonu, farklı denemelerin sonunda belirlenebilir.
- Bazı işaretler için, dalgacık dönüşüm katsayılarına ilave bir yöntem uygulanmadan işaretin doğrudan görsel analizi ve bilgi çıkarımı oldukça zordur.

3.3. S Dönüşümü

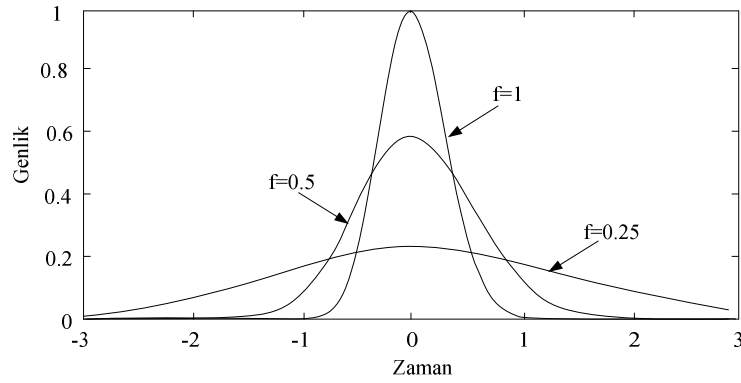
Son yıllarda, dalgacık dönüşümü ve Fourier tabanlı yöntemlerin bazı dezavantajlarının üstesinden gelmek amacıyla SD olarak isimlendirilen yeni bir gelişmiş işaret işleme yöntemi önerilmiştir. Bu yöntem, literatürde değişken pencereli KZFD veya faz düzeltmeli DD olarak da isimlendirilir.

SD yöntemi ilk olarak 1996'da Stockwell ve diğ. tarafından ortaya atılmıştır [62]. Daha sonraları ise temelleri, Eramian ve diğ (1996), Chu (1996), Varanini (1997), Mansinha (1997), Fritts ve diğ (1998) ve Pinnegar (2003) tarafından sağlamlaştırılmıştır [63-68].

SD yöntemi, DD ve KZFD yöntemlerinin bazı özelliklerini birleştiren bir zaman-frekans gösterim yöntemidir. SD ile işaret analizleri, frekansa bağlı bir çözünürlük üreten analiz penceresiyle gerçekleştirilir [62]. Bu analiz penceresinin genişliği frekansın değerine göre azalma gösterir. Şekil 3.13, SD analizinde kullanılan Gaussian pencere fonksiyonunun frekans değerine göre değişimini göstermektedir. Bu pencerenin en önemli özelliği, frekans değişimlerine çok hızlı cevap vererek daralmalar ve genişlemeler yapabilmesidir [69].



Şekil 3.12. S dönüşümü



Şekil 3.13. Değişken Gaussian pencere fonksiyonu

SD yönteminin, ADD ve KZFD yöntemine göre üstünlükleri şunlardır [62, 66, 68]:

- İncelenen bir işaret, zaman bölgesinden iki boyutlu frekans bölgesine ve daha sonra Fourier frekans bölgesine tam olarak dönüştürülebilir.
- Hareketli ve bölgesel olarak ölçeklenebilir Gaussian pencereleme işlemiyle dalgacık analizindeki gibi sabit oranlı bant genişlik analizi yapılabilirken, Fourier spektrumu ile doğrudan bağlantı olanağına sahiptir. Bu özellik sayesinde verilen işaretin harmonik analizleri daha hassas bir şekilde gerçekleştirilir.
- Pencere genişliği frekansla ters orantılı bir şekilde değiştiğinden, çok çözünürlüklü ayırtmaya imkan sağlar. Böylece, yüksek frekanslarda, yüksek zaman çözünürlüğü-düşük frekans çözünürlüğü; düşük frekanslarda, yüksek frekans çözünürlüğü-düşük zaman çözünürlüğü üretilir.

- Durağan olmayan bir işaret için, hem genlik hem de faz spektrumu üretilebilir.
- Zaman domenine benzer çıkışlar alınarak, sonuçlardan görsel incelemeler kolaylıkla yapılabilir.

3.3.1. Sürekli S Dönüşümü

Sürekli S dönüşümü (SSD), bir işaretin çözünürlük problemini bir d ölçekleme parametresi kullanarak ifade etmektedir. Denk.(3.4)'deki SDD, zamanın sürekli bir fonksiyonu olan bir y(t) işareti için dalgacık ve ölçekleme fonksiyonu terimleriyle denk.(3.7)'deki gibi tanımlanır.

$$W(\tau, d) = \int_{-\infty}^{\infty} y(t) \psi(t - \tau, d) dt \quad (3.7)$$

Burada d, frekansın tersi olan ölçekleme parametresini temsil eder. Bu parametreyle $\psi(t, d)$ dalgacık fonksiyonunun genişliği belirlenir ve böylece çözünürlük kontrol edilir. Bir y(t) işaretinin S dönüşümü, faz faktörüyle çarpılmış SDD şeklinde aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$S(\tau, f) = e^{i2\pi f \tau} W(\tau, d) \quad (3.8)$$

Burada f frekansı, τ ise zaman ekseninde Gaussian penceresinin konumunu kontrol eden parametreyi temsil etmektedir. Bu özel durum için yeni dalgacık fonksiyonu

$$\psi(t, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma(f)^2}} e^{-i2\pi f t} \quad (3.9)$$

olarak verilir.

$$\sigma = \frac{\alpha}{|f|} \quad (3.10)$$

Burada σ frekansın bir fonksiyonudur. Dolayısıyla frekans çözünürlüğü denk.(3.10)'daki σ parametresine bağlıdır. Frekans düzleminde SD'nin başarımı uygun α parametresinin seçimine bağlıdır. SSD'nin son hali daha açık bir şekilde

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} y(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\tau-t)^2 f^2}{2\alpha^2}} e^{-i2\pi f t} dt \quad (3.11)$$

gibi yazılabilir. Ayrıca SD, y(t) işaretinin Y(f) Fourier işlevleri olarak da yazılabilir.

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} Y(\alpha + f) e^{-\frac{2\pi^2 \alpha^2}{f^2}} e^{i2\pi \alpha \tau} d\alpha, \quad f \neq 0 \quad (3.12)$$

SD, bölge spektrumunun bir temsili olduğu için, Fourier spektrumu bölge spektrumlarının ortalaması alınarak doğrudan elde edilebilir.

$$Y(f) = \int_{-\infty}^{\infty} S(f, \tau) d\tau \quad (3.13)$$

$$y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \left\{ \int_{-\infty}^{\infty} S(f, \tau) d\tau \right\} e^{i2\pi f t} df \quad (3.14)$$

3.3.2. Ayırık S Dönüşümü

$y(kT)$ şeklinde tanımlanan ayırık bir işaretin SD'si, FD ve konvolüsyon (convolution) teoremi kullanılarak denk.(3.15)'deki gibi hesaplanabilir.

$$S\left[jT, \frac{n}{NT}\right] = \sum_{m=0}^{N-1} Y\left[\frac{m+n}{NT}\right] e^{-\frac{2\pi^2 m^2}{n^2}} e^{\frac{i2\pi m k}{N}}, \quad n \neq 0 \quad (3.15)$$

$$y[jT] = \sum_{n=0}^{N-1} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} S\left[jT, \frac{n}{NT}\right] \right\} e^{\frac{i2\pi n k}{N}} \quad (3.16)$$

Burada $j, m = 0, 1, \dots, N-1$ ve $n = 1, \dots, N-1$ olacak şekilde tanımlanmıştır.

Ayırık S dönüşümün (ASD) çıkışı $k \times n$ şeklinde bir matristir. Bu matrisin satırları frekans temsiline, sütunları ise zaman temsiline karşılık gelir. ASD matrisi karmaşık sayılardan oluşur ve durağan olmayan bir işaret için hem genlik hem de faz spektrumu üretebilir. Böylece ASD matrisi aşağıdaki gibi de yazılabilir.

$$S(kT, f) = A(kT, f) e^{i\theta(kT, f)} \quad (3.17)$$

Burada $A(kT, f)$, ASD'nin genlik spektrumunu, $e^{i\theta(kT, f)}$ ise faz spektrumunu temsil etmektedir.

3.4. Güç Kalitesi Problemlerinin Analizi İçin İşaret İşleme Yöntemlerinin Karşılaştırılması

Bu kısımda, verilen işaret işleme yöntemlerinin, farklı özelliklere sahip işaretlerin analizinde göstermiş oldukları başarıyı değerlendirmek amacıyla bir karşılaştırma yapılacaktır. Bunun için, referans olarak seçilen normal sinüs şeklindeki işaretle birlikte, sadece zaman bilgisi içeren (gerilim çökmesi), sadece frekans bilgisi içeren (harmonik) ve hem zaman hem de frekans bilgisi içeren (salınlımlı geçici durum) bozulma işaretleri üzerinde analizler gerçekleştirilmiştir. İncelenen işaretler Matlab’da matematiksel denklemler kullanılarak üretilmiştir. İşaretler şebeke frekansında 3.2 kHz örnekleme frekansına (64 örnek/periyot) ve 10 periyotluk (200 ms) pencere uzunluğuna sahiptir. Üç farklı güç kalitesi bozulma işareti KZFD, ADD ve SD işaret işleme yöntemleriyle ayrı ayrı analiz edilmiş ve sonuçlar karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. Bu üç yöntemle ayrı ayrı gerçekleştirilen karşılaştırmalı analizlerde, görsel incelemelerle KZFD ve SD için zaman-frekans, ADD için zaman-ölçek düzleminde elde edilen dağılımlar değerlendirilmiştir. Ayrıca her yöntemin analiz esnasında harcadığı süreye göre bir karşılaştırma da verilmiştir.

KZFD analizinde, Hamming pencere fonksiyonu kullanılmış ve 32, 64, 128 ve 256 olmak üzere dört farklı pencere genişliği (L) seçilerek işaretin zaman-frekans dağılımları incelenmiştir. ADD ile yapılan analizde, Daubechies-4 dalgacık fonksiyonu kullanılarak, 8 seviyeli çoklu çözünürlük işlemi gerçekleştirilmiştir. ADD’nin çoklu çözünürlük ayrışımındaki frekans bantlarının aralıkları Tablo 3.1’de verilmiştir. SD yönteminde ise standart Gaussian pencere fonksiyonu için 0.25, 0.5, 1 ve 2 olmak üzere 4 çözünürlük kontrol parametresi (α) kullanılmış ve analizler gerçekleştirilmiştir.

Tablo 3.1. Çok çözünürlük ayrışımındaki frekans bant aralıkları

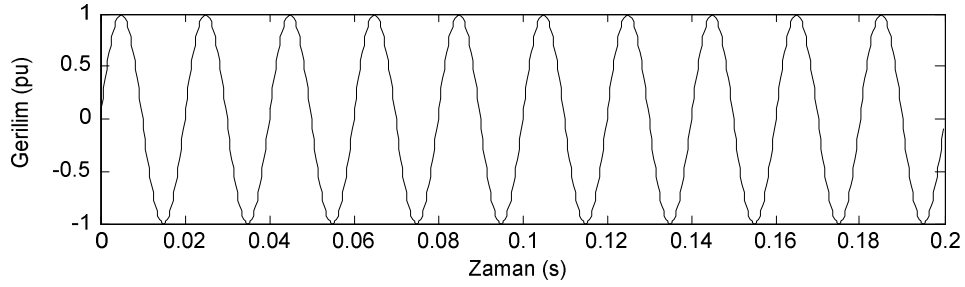
Ayrıştırma seviyeleri	Frekans aralığı (Hz)
d1	1600-800
d2	800-400
d3	400-200
d4	200-100
d5	100-50
d6	50-25
d7	25-12.5
d8	12.5-7.5
a8	0-7.5

3.4.1. Normal Sinüs İşaretinin Analizi

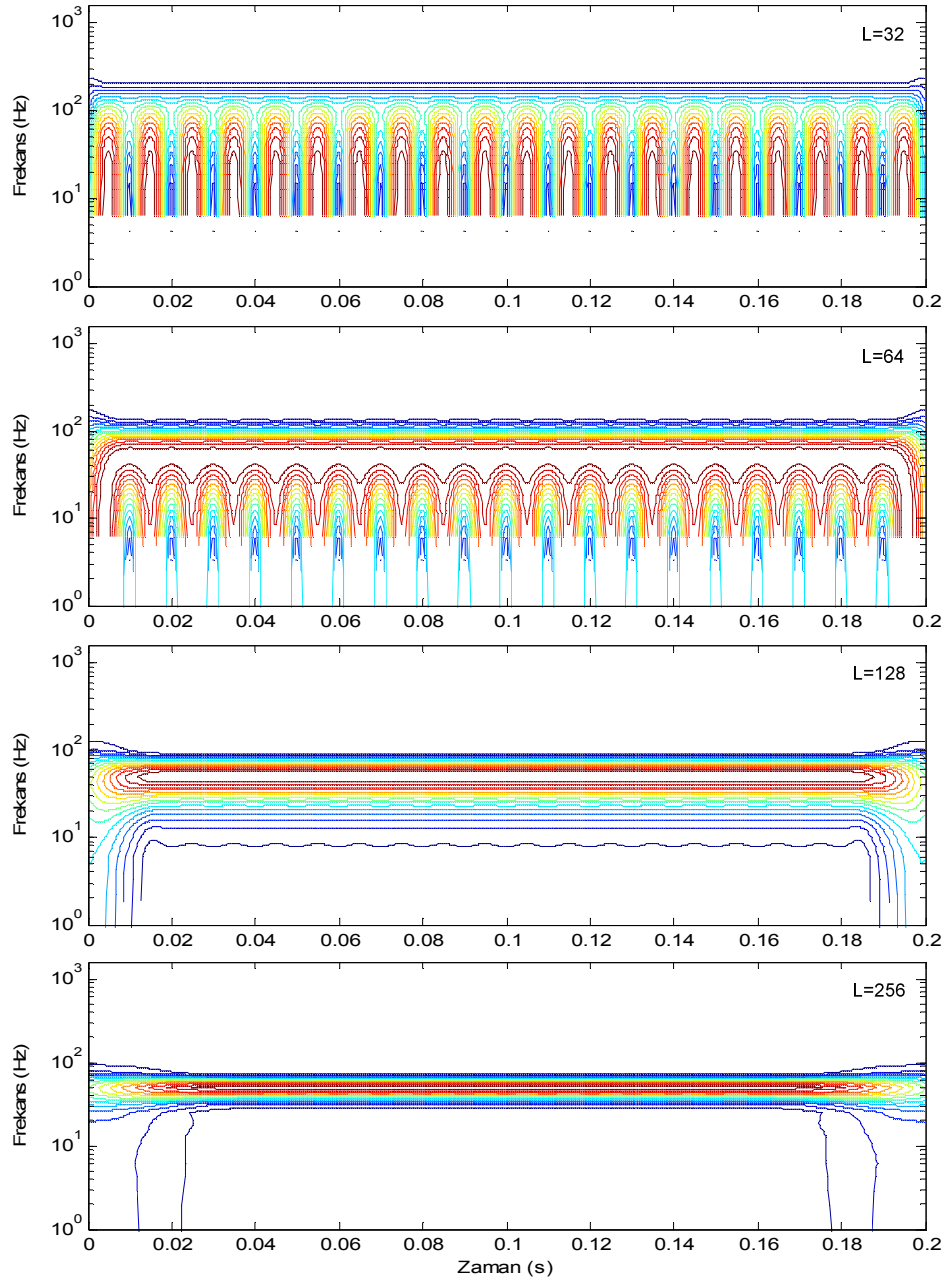
Bu işaret, bozulmaların kolaylıkla ayırt edilebilmesi için referans olarak seçilmiştir. Şekil 3.14 normal sinüs şeklindeki işaretin zamana göre değişimini göstermektedir. Bu dalga şeklinin Şekil 3.15’de KZFD, Şekil 3.16’da ADD ve Şekil 3.17’de SD yöntemleriyle yapılan analizleri gösterilmiştir. Ayrıca Tablo 3.2’de görüldüğü gibi, her üç yöntemin bir işaretin analizi için harcadığı hesaplama süresi belirlenmiştir.

Tablo 3.2. Üç ZFG yönteminin hesaplama süresi bakımından karşılaştırılması

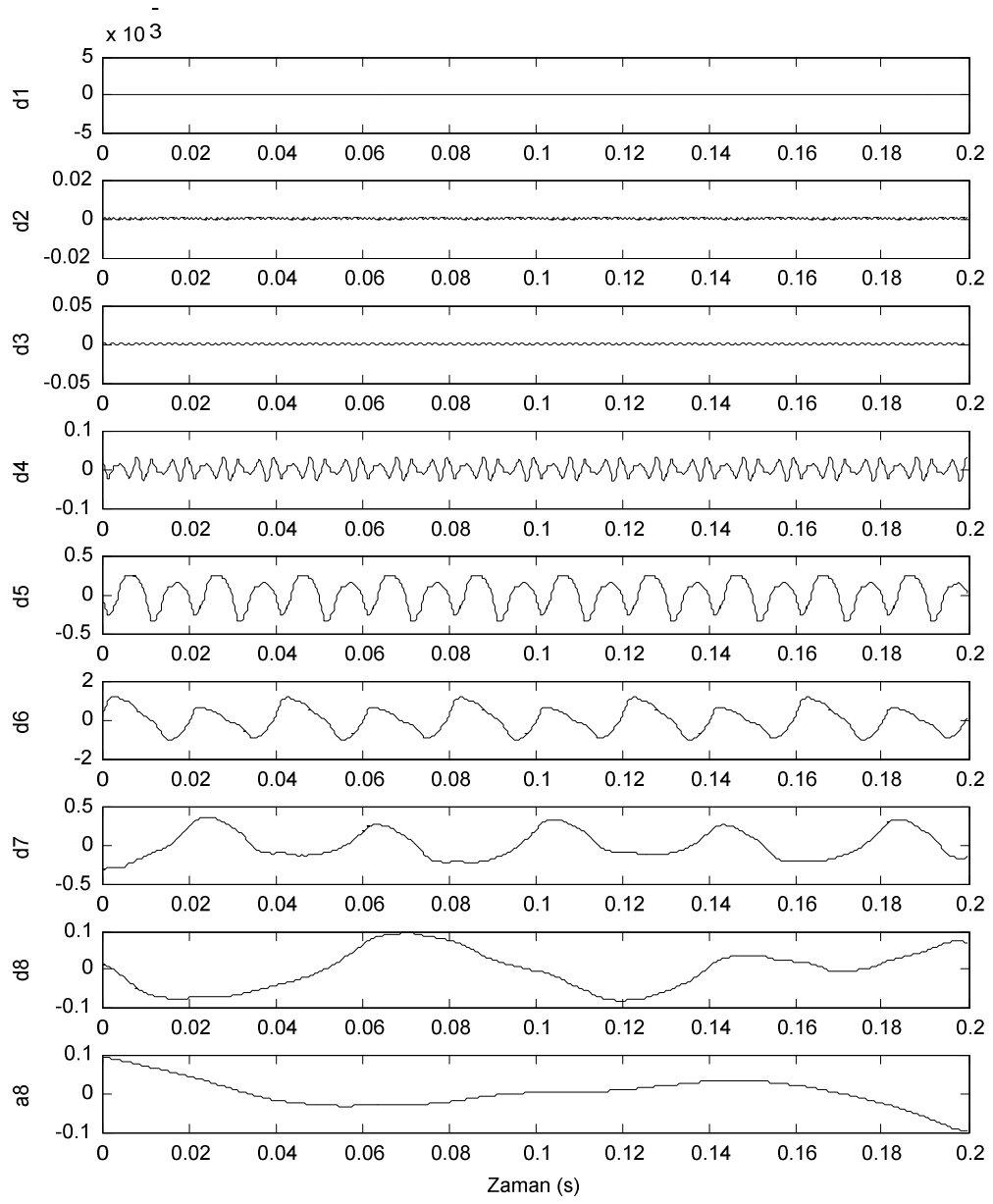
ZFG yöntemi	Hesaplama Süresi (s)
KZFD	0.328
ADD	0.109
SD	0.137



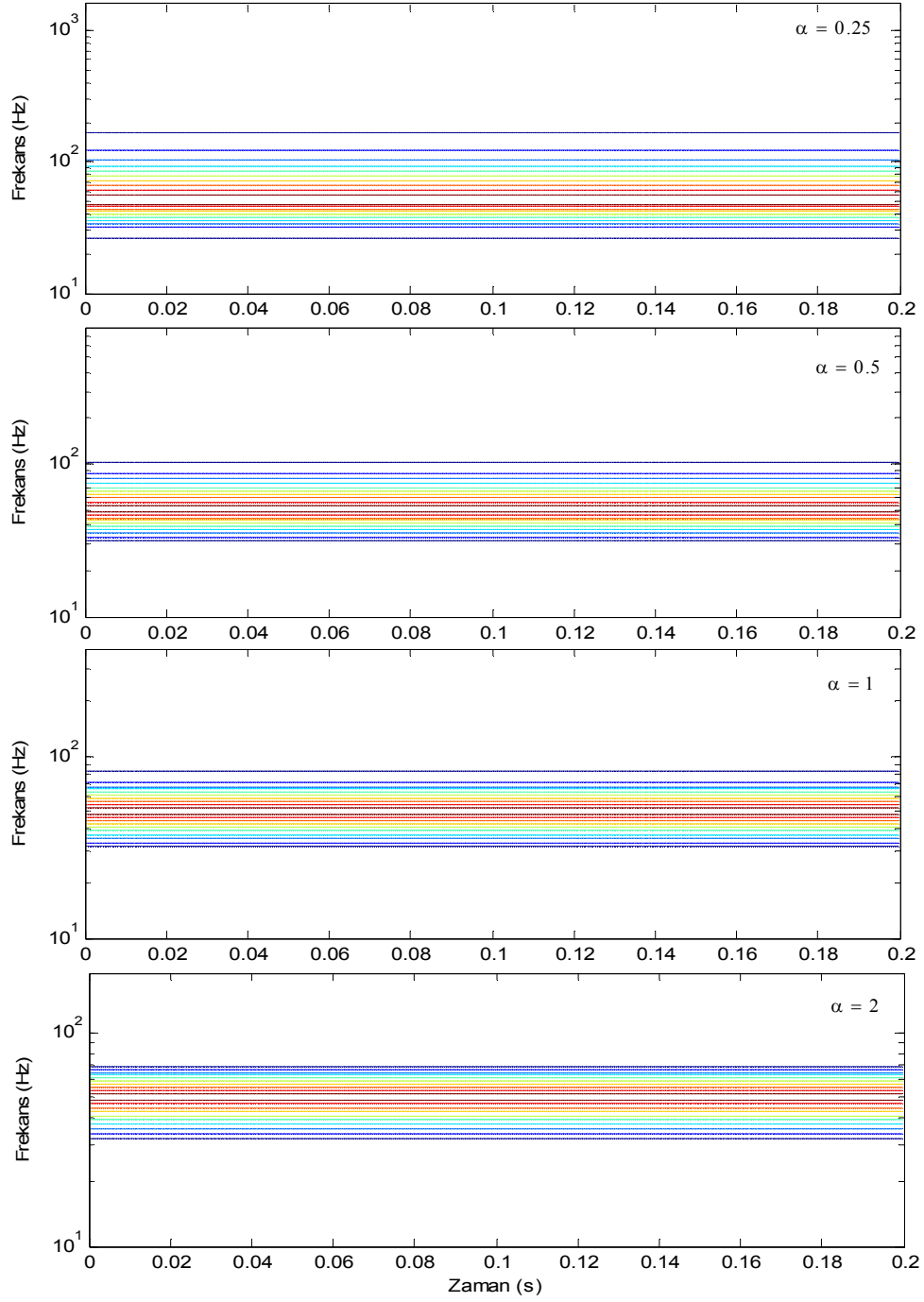
Şekil 3.14. Normal sinüs şeklindeki gerilimin dalga şekli



Şekil 3.15. Normal sinüs işareti için KZFD'nin zaman-frekans gösterimi (L = pencere genişliği)



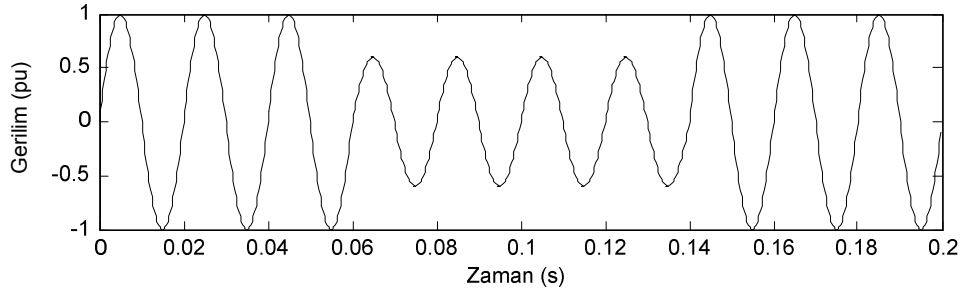
Şekil 3.16. Normal sinüs şeklindeki işaretin ADD ile çoklu çözünürlük analizi



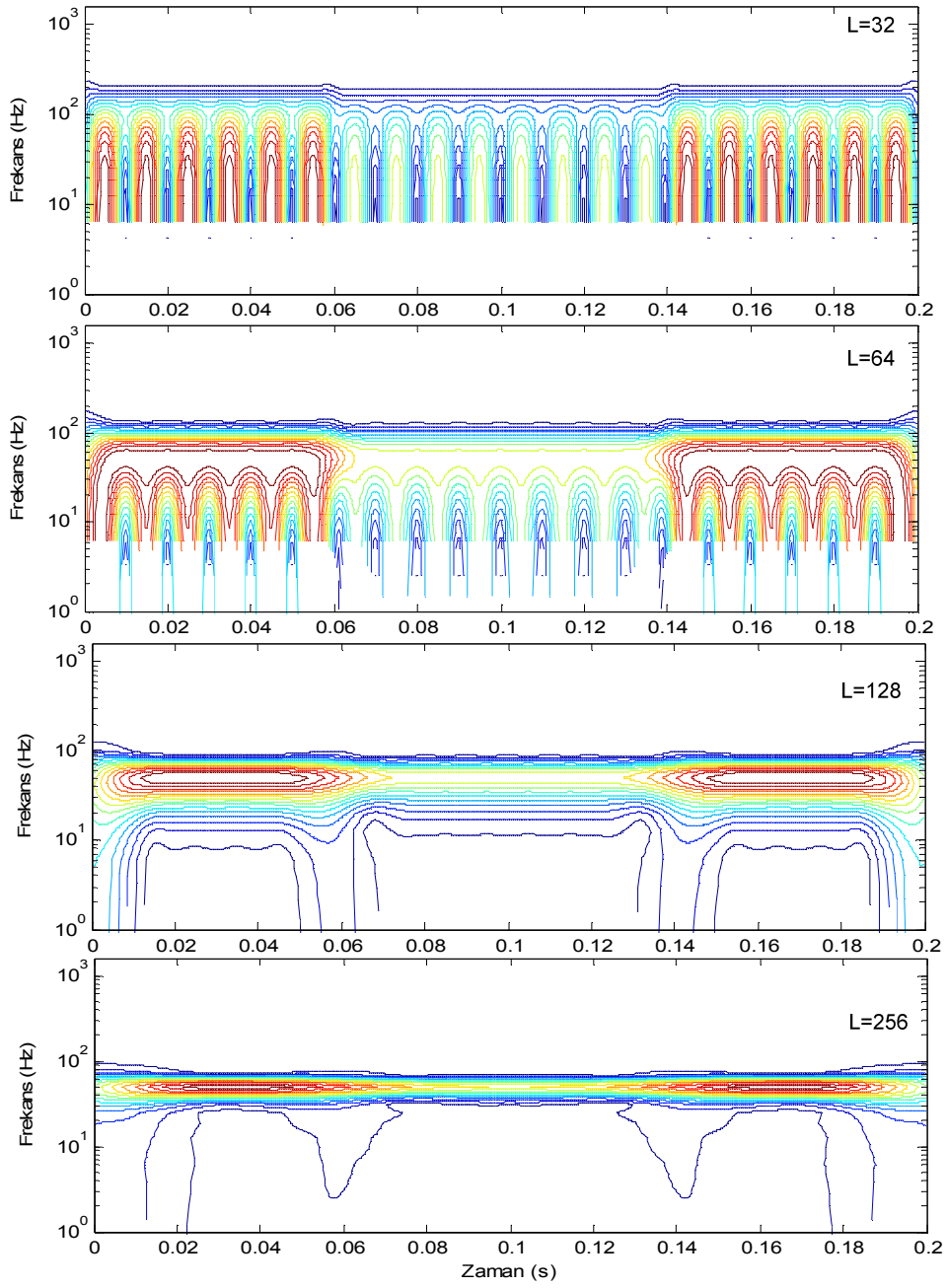
Şekil 3.17. Normal sinüs işareti için SD'nin zaman-frekans gösterimi (α =çözünürlük kontrol parametresi)

3.4.2. Gerilim Çökmesi İşaretinin Analizi

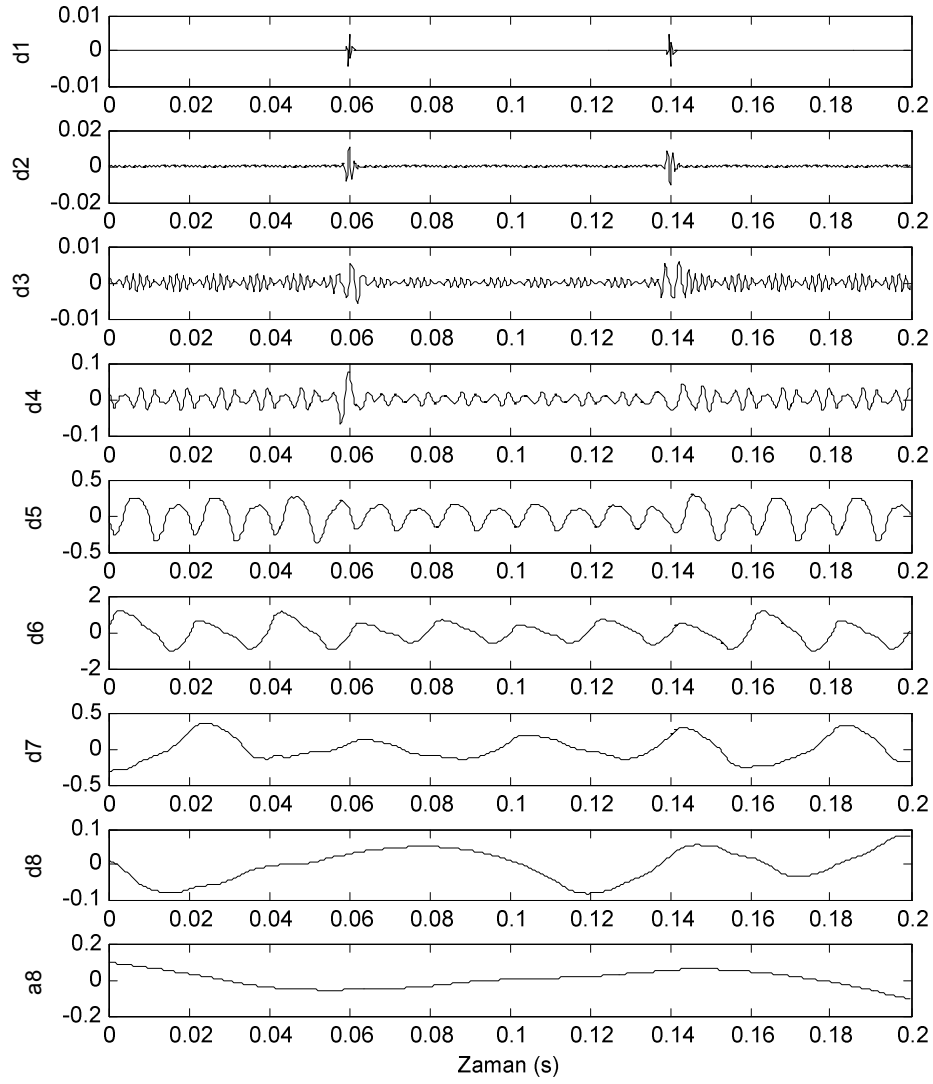
Gerilim çökmeleri, olay süresi ve olay anındaki genlik değerlerine göre değerlendirilir. Bu durumla ilgili çalışmada, olay süresince gerilimin genliği 0.6 pu ve olay süresi 4 periyot olan bir gerilim çökmesi işareti incelenmiştir. Bu olaya ait gerilim dalga şekli, Şekil 3.18'de verilmiştir. Bu dalga şeklinin KZFD, ADD ve SD yöntemleriyle analizleri Şekil 3.19-3.21'de görülmektedir.



Şekil 3.18. Gerilim çökmesi işaretinin dalga şekli



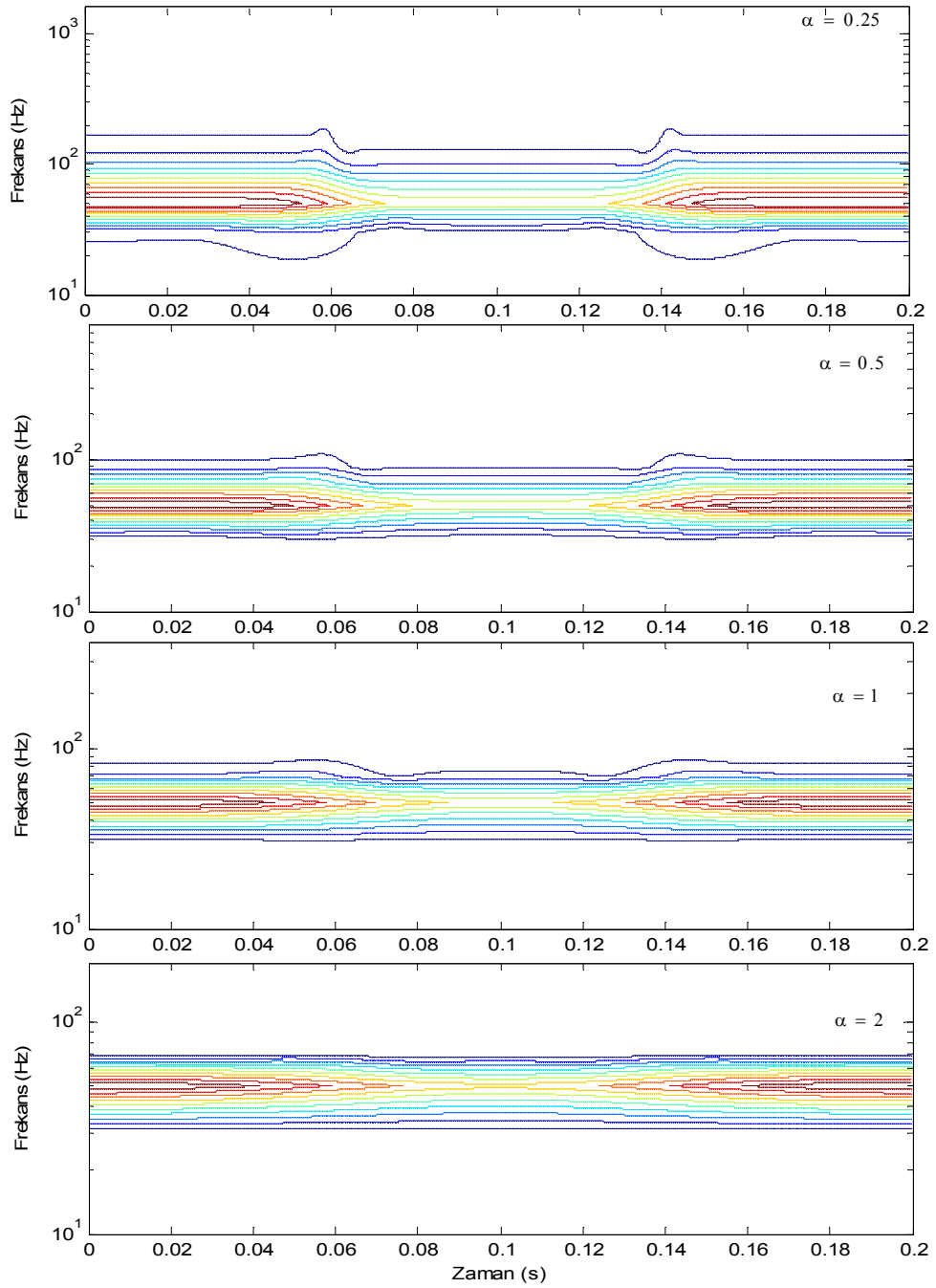
Şekil 3.19. Gerilim çökmesi işareti için KZFD'nin zaman-frekans gösterimi



Şekil 3.20. Gerilim çökmesi işaretinin ADD ile çoklu çözünürlük analizi

Şekil 3.19’da $L=32$ yüksek zaman çözünürlüklü dar pencerede görüldüğü gibi, bozulmanın başladığı ve bittiği an 0.06 s ve 0.14. s olduğu belirlenebilmektedir. Fakat işaretin temel frekansı ve olay esnasında gerilimdeki azalma net bir şekilde görülememektedir.

Şekil 3.20’deki ADD analiz sonuçlarına göre d1 ve d2 detay katsayılarından bozulmanın başlangıç ve bitiş anı sırasıyla 0.06 s ve 0.14 s olarak net bir şekilde çıkarılabilir. Dolayısıyla gerilim çökmesi olayını temsil eden önemli bilgilerden biri olan olay süresi, bu değerler arasındaki farktan kolayca çıkarılabilir. Fakat, bozulma anındaki gerilimdeki azalış doğrudan ADD sonuçlarıyla ayırt edilemez. İlave analize ihtiyaç vardır.

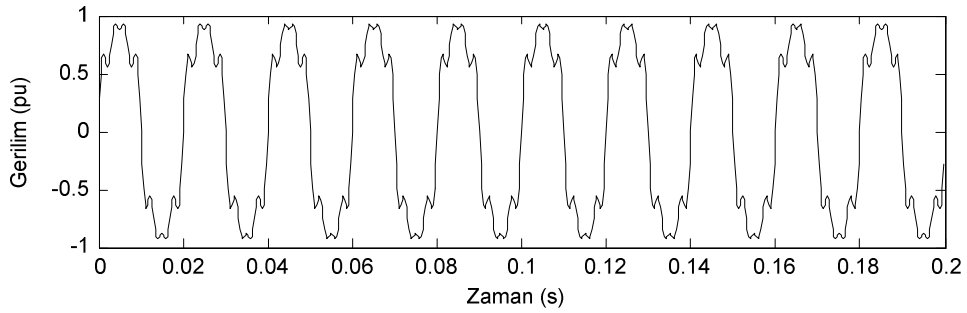


Şekil 3.21. Gerilim çökmesi işareti için SD'nin zaman-frekans gösterimi

SD ile yapılan analizde bozulmanın başlangıç ve bitiş zamanlarının 0.06 s ve 0.14 s'de olduğu kolayca görülebilmektedir. KZFD analizinde yüksek zaman çözünürlüğünde işaretin frekans bilgisinde belirsizlikler görülebilirken, Şekil 3.21'den görüldüğü gibi SD ile yapılan analizde temel frekans bilgisi çıkarılabilir. Ayrıca işaretin genliğindeki azalış görsel inceleme sonucunda kolayca ayırt edilebilmektedir ve işaretin bir gerilim çökmesi olayı olduğu görsel olarak bile sınıflandırılabilir.

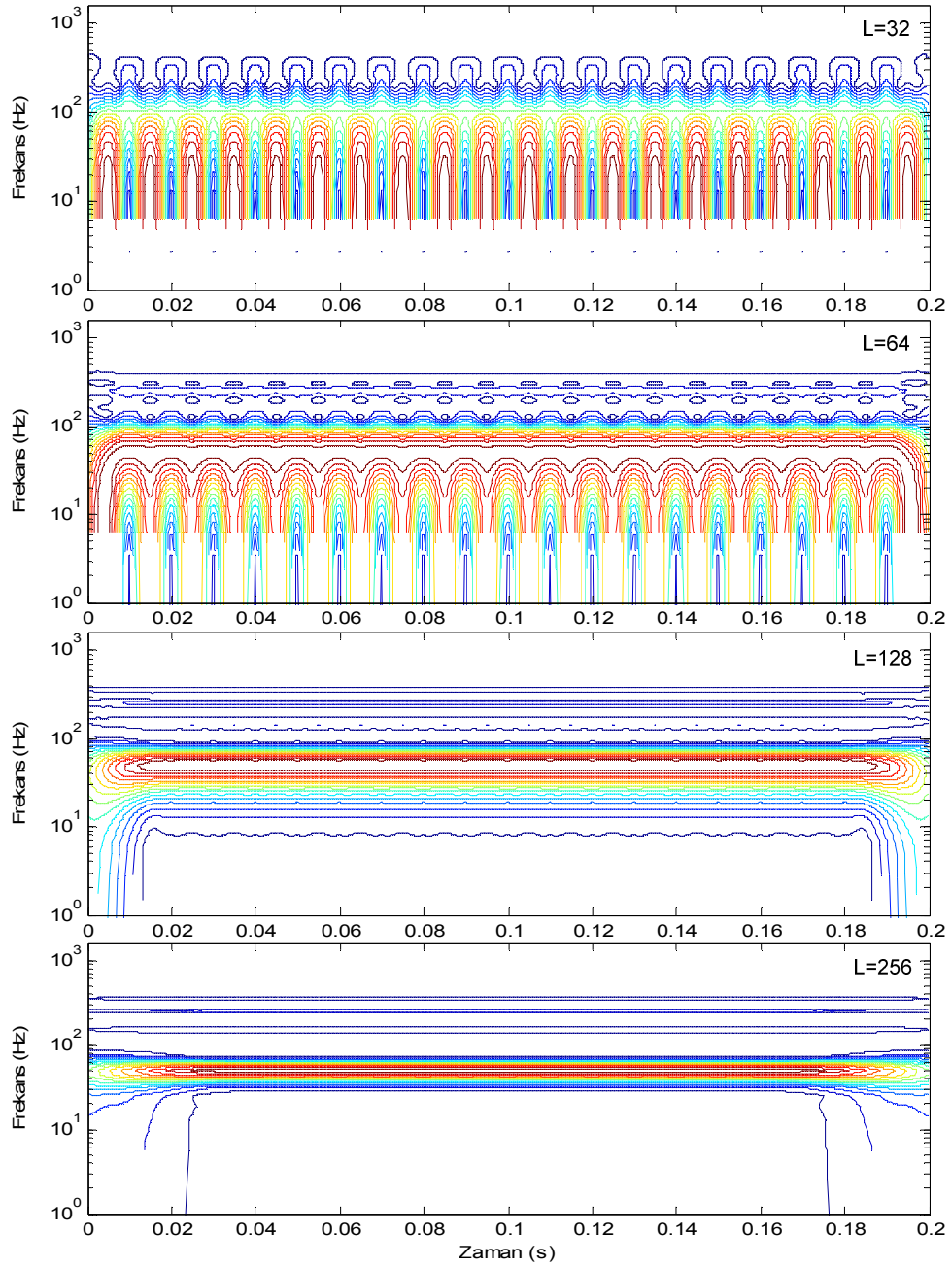
3.4.3. Harmonik Bozulma İşaretinin Analizi

Harmonik, şebeke geriliminin temel frekansının tam sayı katlarındaki frekans bileşenlerini içeren sinüs şeklinde bir işaret olarak tanımlanır. Dolayısıyla harmonikler temel frekanstan daha yüksek frekanslarda periyodik örüntü olarak görülebilir. Şekil 3.22, sadece 3., 5. ve 7. harmonik bileşenler içeren bir gerilim harmoniği dalga şeklini göstermektedir. Harmonik bozulma olayının bu işaret işleme yöntemleriyle yapılan analizi Şekil 3.23-3.25'te verilmiştir.



Şekil 3.22. Harmonik bozulma işaretinin dalga şekli

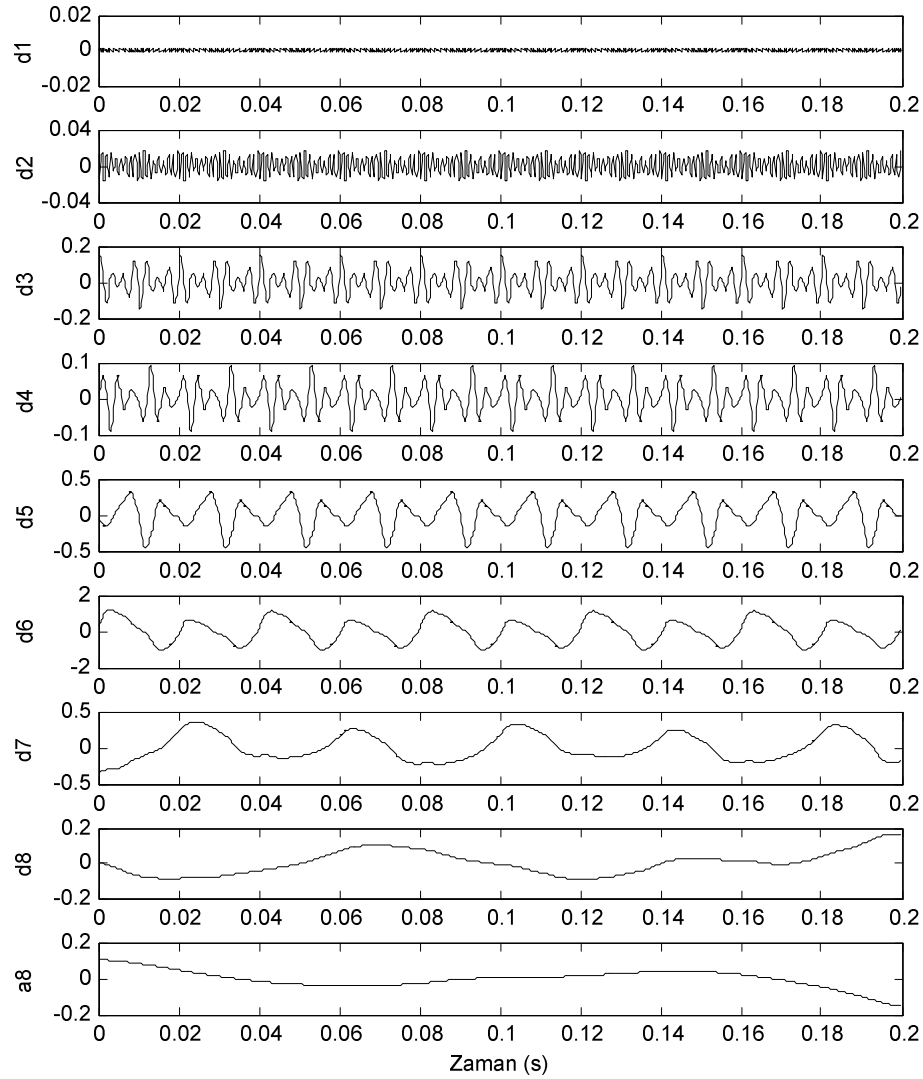
Şekil 3.23'de görüldüğü gibi, işaret dar bir pencereyle analiz edildiğinde ($L=32$) işaretin temel frekanstan farklı üç frekans içeriğinin olduğu görülmesine rağmen, tam olarak frekans değerleri çıkarılamamaktadır. Fakat geniş pencerelerle yapılan analizde, zaman çözünürlüğü giderek azalırken frekans çözünürlüğünün arttığı görülebilmektedir. Böylece $L=256$ pencere genişliğiyle harmonik bozulmanın frekans içeriğinin 150, 250 ve 350 Hz olduğunu tespit etmek mümkündür.



Şekil 3.23. Harmonik bozulma işareti için KZFD'nin zaman-frekans gösterimi

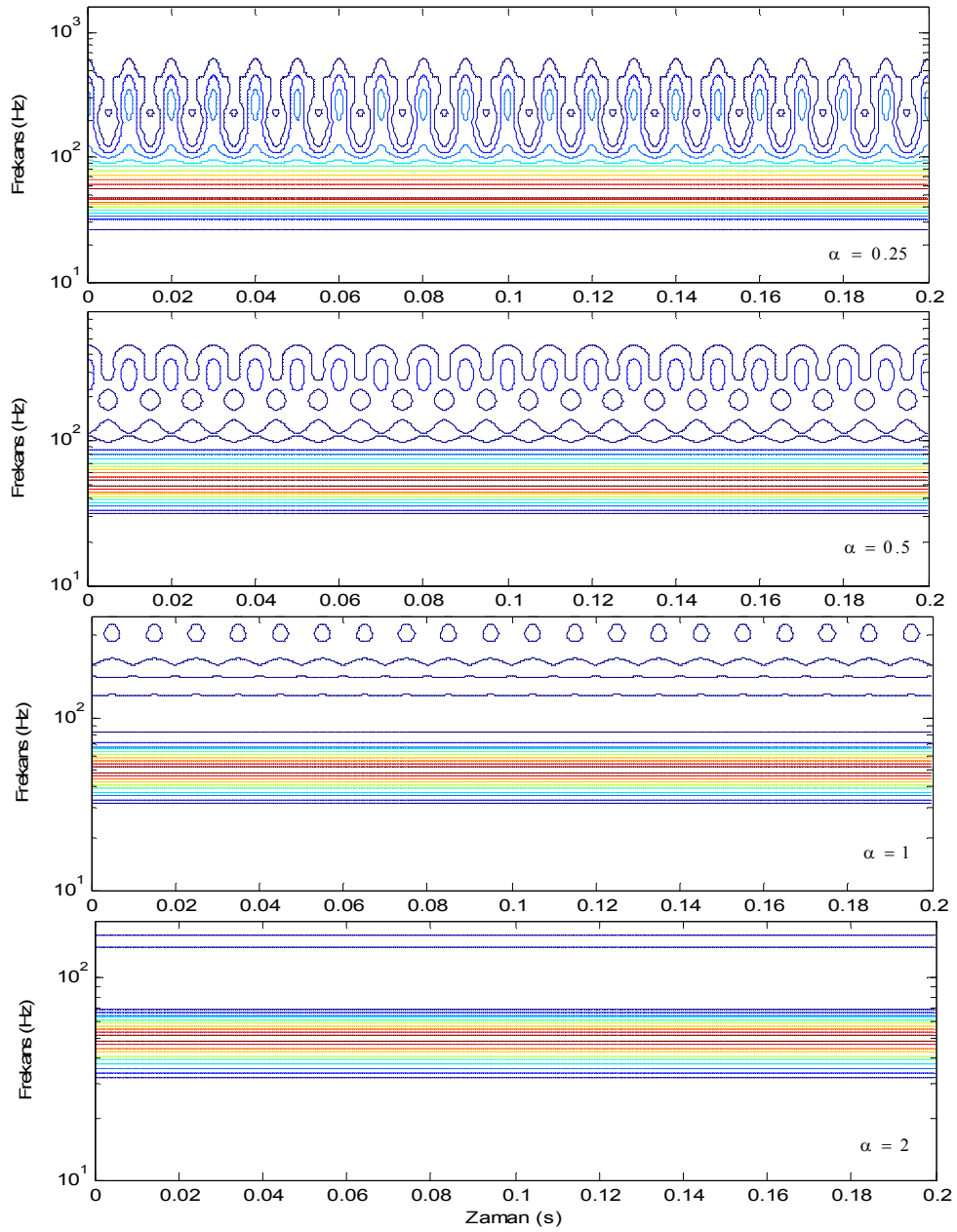
Şekil 3.24 harmonik bozulmanın ADD analizine ait sonuçları göstermektedir. Bu bozulmanın 1., 2., 3., 4. seviye detay katsayıları, referans olarak seçilen saf sinüs işaretinin ADD sonuçlarıyla karşılaştırıldığında, farklı frekans içeriğine sahip katsayıların bulunduğu görülmektedir. Fakat, bu katsayılar rastgele gürültü olarak da yorumlanabilir. Tablo 3.1'den harmonik bozulmanın frekans içeriklerinin d3 ve d4 frekans bantlarında olması gerektiği görülmektedir. d4 frekans bandı sadece 100-200 Hz aralığındaki frekans bileşenlerini katsayılarına yansıtırken, d3 frekans bandı 200-400 Hz aralığını temsil ettiği için, hem 5. hem

de 7. harmoniğin frekans içeriğini katsayılarına yansıtmaktadır. Bu durumda, hangi frekans bileşeninin baskın olduğuyla ilgili, doğrudan ADD sonuçlarıyla bir yorum yapmak oldukça zordur. Bu bileşenlerin daha belirgin bir şekilde görülebilmesi için ilave analizlere ihtiyaç duyulmaktadır.



Şekil 3.24. Harmonik bozulma işaretinin ADD ile çoklu çözünürlük analizi

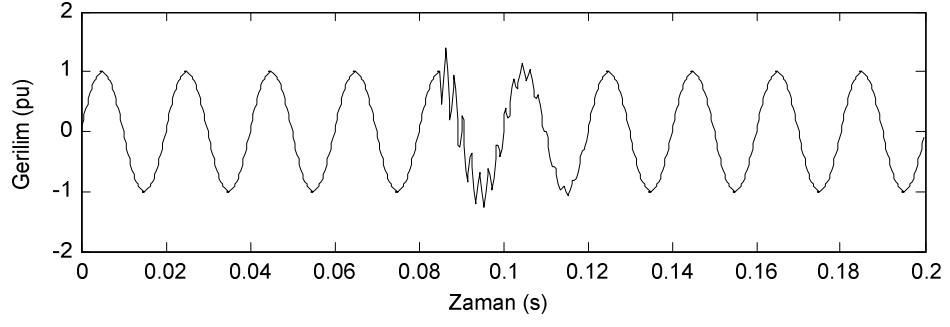
Şekil 3.25 harmonik bozulma işaretinin SD çıkışını göstermektedir. Bu analizden temel frekans bileşeninin dışında, periyodik üç farklı frekans içeriğine sahip örüntülerin olduğu rahatlıkla görülebilir. İlk çözünürlük seviyesinde, zaman çözünürlüğü yüksek olduğu için işaretin harmonik bileşenlerinin frekans içerikleri, her örüntünün frekans düzleminde ortalama değeri alınarak yaklaşık olarak belirlenebilir. Üçüncü çözünürlük seviyesinde, işaretin frekans içeriğinin 150, 250 ve 350 Hz olduğu kolayca görülebilmektedir.



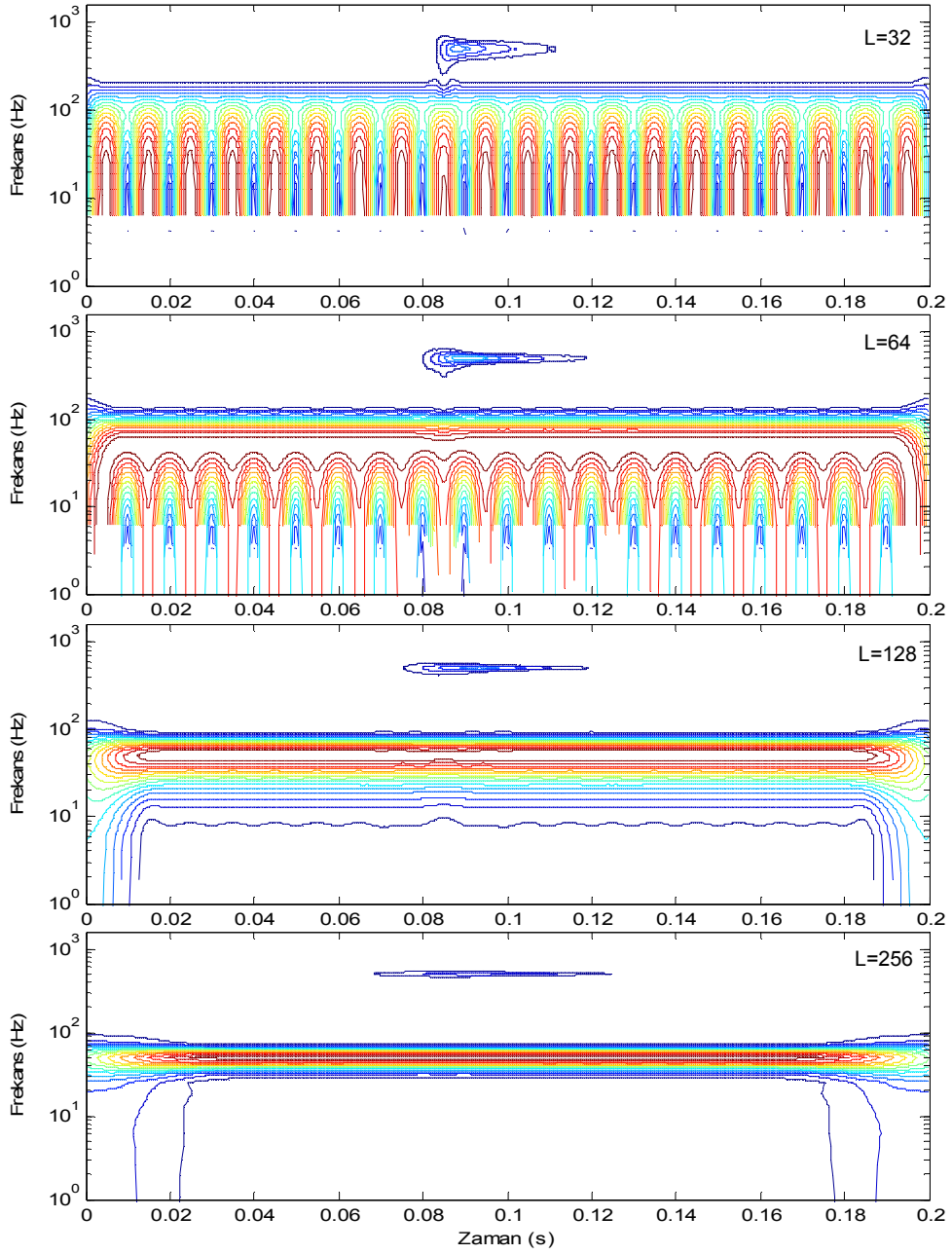
Şekil 3.25. Harmonik bozulma işareti için SD'nin zaman-frekans gösterimi

3.4.4. Salınlımlı Geçici Durum İşaretinin Analizi

Salınlımlı geçici durum, frekans spektrumu, olay süresi ve genlik değerlerine göre değerlendirilir. Bu olay için salınım frekansı 500 Hz, olay süresi yaklaşık 2 periyot ve olay anında gerilimin genliği 1.6 pu olarak kabul edilmiştir. Bu geçici durum olayının gerilim dalga şekli ve analiz sonuçları Şekil 3.26-3.29'da gösterilmiştir.



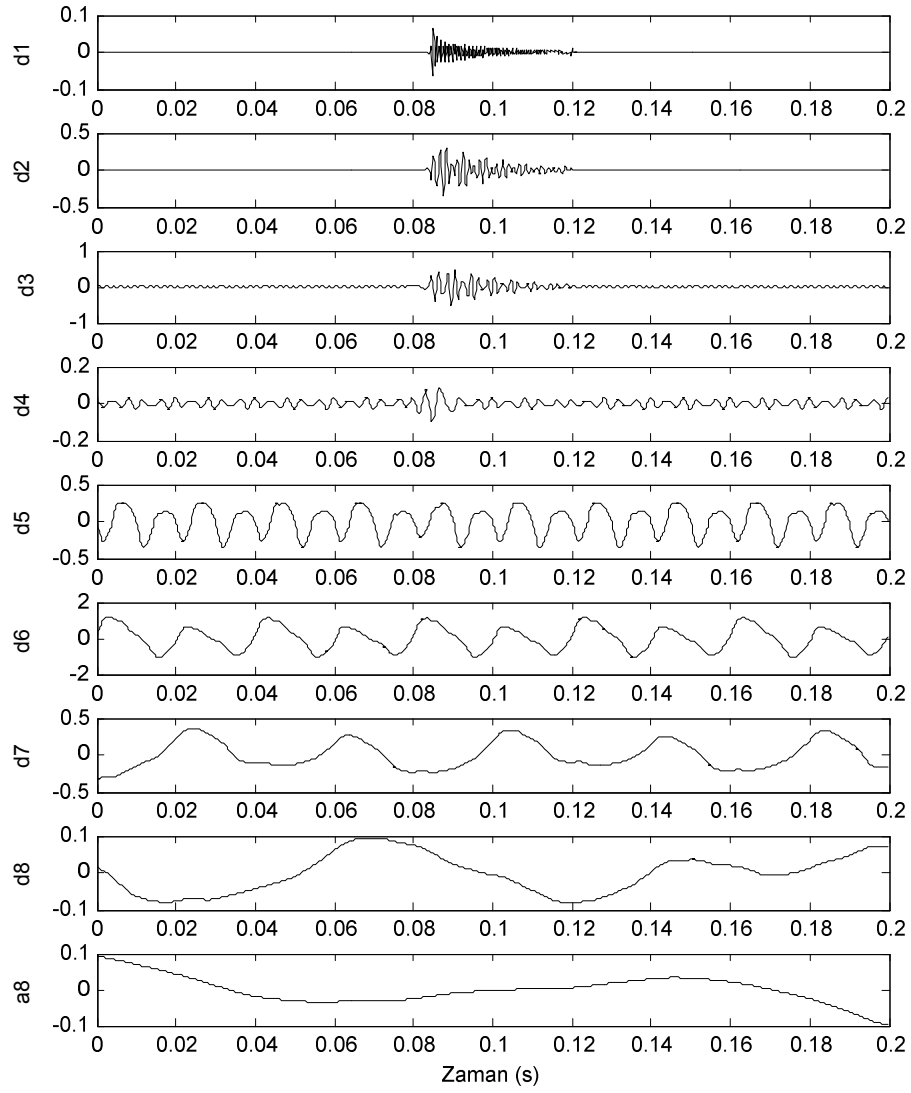
Şekil 3.26. Salınlımlı geçici durum işaretinin dalga şekli



Şekil 3.27. Salınlımlı geçici durum işareti için KZFD'nin zaman-frekans gösterimi

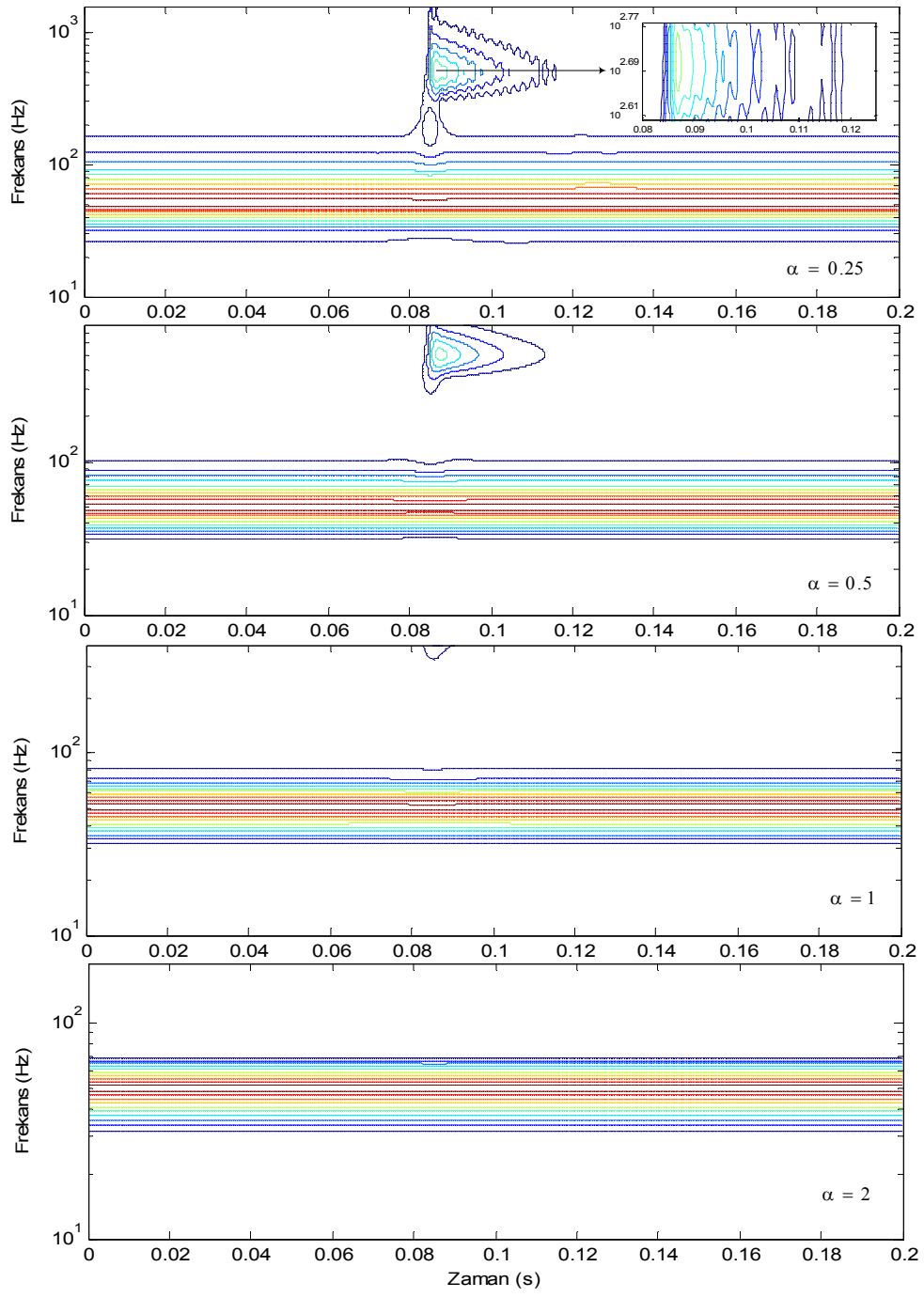
Şekil 3.27’de salınımlı geçici durum işaretinin dar pencereli ($L=32$) KZFD analizinden elde edilen ZFG sonucu verilmiştir. Bu grafiğin zaman düzlemine göre, bozulmanın yaklaşık olarak 0.085. s’de başladığı ve 0.12. s’de sona erdiği görülmektedir. Olayın devamlılık süresi yaklaşık olarak belirlenebilmesine rağmen, dağılımda bazı belirsizlikler göze çarpmaktadır. Ayrıca, bu analizden işaretle temel frekansın dışında farklı bir frekans içeriğinin bulunduğu tespit edilebilmektedir. Fakat bu sonuçlardan salınımın frekans bilgisinin frekans düzleminde oluşan çizgilerinin merkezine bakılarak yaklaşık olarak tahmin edilmesine rağmen, temel frekans bileşeninin frekans bilgisi hakkında bir değerlendirme yapmak oldukça zordur. İşaretin geniş pencereli ($L=256$) KZFD analiz sonuçlarında ise frekans çözünürlüğü artarak işaretin frekans bilgisi daha belirginleşmiştir. Fakat zaman çözünürlüğü azaldığı için, bozulmanın gerçek başlangıç ve bitiş anından farklı sonuçlar ortaya çıkmıştır.

Salınımlı geçici durum olayının ADD analizi Şekil 3.28’de gösterilmiştir. d1 ve d2 detay katsayılarından, bozulmanın başlangıç anının 0.085 s, bitiş anının ise 0.12 s’de olduğu zaman ekseninden çok kolay bir şekilde belirlenebilmektedir. Böylece bu geçici durum olayının süresi, bu iki değer arasındaki farktan elde edilebilir. Özellikle geçici durum olaylarının tespitinde d1 seviyesi son derece önemli rol oynar. Daha açık bir şekilde, bu detay seviyesinin katsayıları bir eşik değeriyle karşılaştırıldığında bozulma çok rahat bir şekilde tespit edilebilir. Fakat doğrudan ADD analiz sonuçlarından, bu işaretin frekans içeriği hakkında kesin bir sonuç elde edilemeyebilir. Her ayrıştırma seviyesi, Tablo 3.1’den görüldüğü gibi bir frekans aralığına karşılık gelmektedir. Bu durumda, geçici durumun frekans aralığı d2 ve d3 detay katsayılarının genlik değerlerine bakılarak sadece tahmin edilebilir. Gerçekte, bu geçici durum olayının frekansı 500 Hz’dir.



Şekil 3.28. Salınımlı geçici durum olayının ADD ile çoklu çözünürlük analizi

Şekil 3.29’da salınımlı geçici durum olayının SD yöntemiyle yüksek zaman çözünürlüklü ($\alpha=0,25$) ZFG dağılımını görülmektedir. Bu ZFG’nin zaman ekseninden olayın başlangıç anının 0.085 s ve bitiş anının 0.12 s olduğu tam olarak tespit edilebilmektedir. Ayrıca işaret içerisinde giderek sönümlenen bir salınımın olduğu da fark edilebilmektedir. Bu analizin frekans dağılımından, işarete şebeke frekansının dışında farklı bir frekans içeriğinin bulunduğu görülebilmektedir. Fakat bu sonuçlardan, salınımın frekans bilgisi (frekans düzleminden dağılım çizgilerinin merkezine bakılarak) yaklaşık 500 Hz olarak tahmin edilmektedir. Buna rağmen temel frekans bileşeninin frekans bilgisinde herhangi bir belirsizlik olmadığı, frekans ekseninden belirlenebilmektedir.



Şekil 3.29. Salınımlı geçici durum işareti için SD'nin zaman-frekans gösterimi

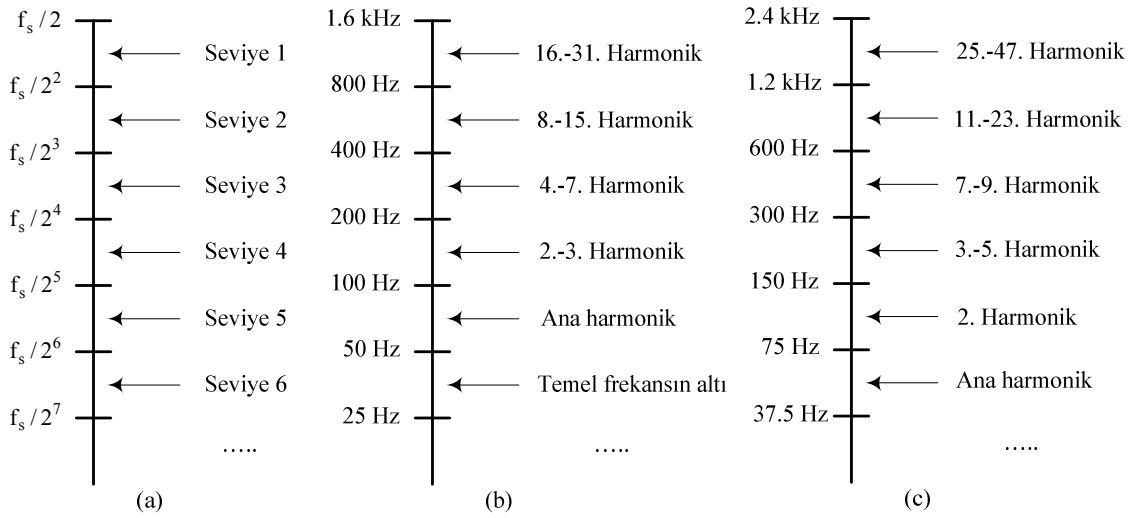
3.5. Karşılaştırma Sonuçlarının Değerlendirilmesi

KZFD analizinde, en düşük pencere genişliğinde ($L=32$) işarete ait zaman bilgisi belirlenebilirken, frekans bilgisi tam olarak görülememektedir. Pencere genişliği artırıldığında ($L=256$) ise işaretin frekans içeriği daha da belirgin hale gelmesine rağmen, zaman bilgisi giderek azalmaktadır. Bununla beraber, Gibbs etkisi olarak isimlendirilen ve pencere türüne bağlı olarak ZFG dağılımlarının başında ve sonunda gerçekte işarete bulunmayan bazı bozulmaların da meydana geldiği kolayca görülebilir. Üç farklı işaretin KZFD analizlerinden de görüldüğü gibi, pencere genişliği büyük seçildiğinde yüksek frekans çözünürlüğü elde edilirken, zaman çözünürlüğü azalmaktadır. Böylece KZFD, tek bir pencere genişliğiyle, salınımlı geçici durum gibi, hem zaman hem de frekans bilgisi içeren işaretlerin analizinde yetersiz kalmakta ve işareti iyi temsil edememektedir. Ayrıca Tablo 3.2’den görüldüğü gibi, diğer iki ZFG yöntemine göre hesaplama süresi daha fazladır.

ADD ile yapılan analizlerde, yüksek frekanslarda düşük frekans çözünürlüğü-yüksek zaman çözünürlüğü, düşük frekanslarda ise yüksek frekans çözünürlüğü-düşük zaman çözünürlüğü ortaya çıkmaktadır. Böylece işaretin yüksek frekanslı bölümüyle düşük frekanslı bölümü birbirinden çok rahat bir şekilde ayrılabilir. ADD’nin bu özelliği, özellikle şebeke frekansından farklı frekans içeriğine sahip geçici durum ve harmonik bozulma işaretlerinin ayırt edilmesinde önemli avantajlar sunabilir. ADD’nin, KZFD’ye göre en önemli üstünlüğü bu özelliğidir. Aynı zamanda ADD’nin d1 detay seviyesinden, işarete meydana gelen süreksizlikler veya kırılmalar net bir şekilde görülebilmektedir. Bu detay seviyesinin katsayıları bir eşik değeriyle karşılaştırıldığında, özellikle gerilim çökmesi ve geçici durum olayları kolaylıkla belirlenebilir. Ayrıca diğer iki yöntemle göre hesaplama süresi daha kısadır.

Her üç işaretin analiz sonuçlarından görüldüğü gibi, ADD ile zaman düzleminde oldukça etkili sonuçlar elde edilirken frekans (ölçek) düzleminde, özellikle harmonik içerikli işaretlerin incelenmesinde hassas frekans bilgisi çıkarılamamaktadır. Bu durum Şekil 3.30 (b)’de gösterilmiştir. Mevcut veri kaydediciler veya analizörler işaretleri 64, 128, 256 veya 512 örnek/periyo örneklem oranıyla kaydetmektedir. Dolayısıyla 3.2, 6.4, 12.8, 25.6 kHz örneklem frekanslı işaretler hafızaya kaydedilmektedir. Şekil 3.30 (b)’de görüldüğü gibi, bu yaklaşımla kaydedilen işaretlerin ADD analizleri, harmonik analizlerinde olduğu gibi, işaretin frekans karakteristiğinin ortaya çıkacağı frekans bantlarının köşelerine veya yakın bölgelerine denk gelmektedir. Böylece sızıntı etkisi olarak isimlendirilen, gerçekte işaret içerisinde bulunmayan bir frekansın etkisi ayrıştırma katsayılarına yansımaktadır. Sonuç olarak, ADD tabanlı bir analizör tasarlanacağı zaman, işaretin tüm frekans karakteristiklerinin ortaya çıkabileceği veya incelenen işaretin frekans içeriklerine bağlı, yaklaşık olarak frekans bant aralığının merkez frekansına denk gelecek şekilde uygun örneklem frekansının seçilmesi

gerektiği de göz önünde bulundurulmalıdır. Bu durum, Şekil 3.30 (c)'de görülmektedir. Ayrıca, ADD, doğrudan görsel incelemelerle işaretin ayırt edici özelliklerini belirgin bir şekilde yansıtamamaktadır. Fakat bazı ilave analizlerle ihtiyaç duyulan bilginin büyük bir bölümü elde edilebilir. ADD ile etkili bir analiz ortaya çıkarmada dikkat edilmesi gereken hususlardan biri de, dalgacık fonksiyonunun türüdür. Burada ADD ile yapılan analizlerde literatürde etkinliği kanıtlanmış, Daubaiches-4 dalgacık fonksiyonunun kullanılmış olması doğru ve etkili bir analiz ortaya çıkarmıştır. Yeni bir işaret için uygun dalgacık fonksiyonunun belirlenmesi, farklı denemelerin sonucunda elde edilebilmektedir.



Şekil 3.30. (a) ADD'nin ayrıştırma seviyeleri (b) 3.2 kHz örnekleme frekansına göre frekans bant aralıkları (c) 4.8 kHz örnekleme frekansına göre frekans bant aralıkları

Karşılaştırma sonuçlarından da görüldüğü gibi SD, yüksek frekanslarda yüksek zaman çözünürlüğü göstererek gerilim çökmesi gibi sadece zaman bilgisi içeren işaretlerin belirlenmesinin yanında, harmonik içerikli işaretlerin analizinde de oldukça başarılı sonuçlar ortaya çıkarmaktadır. Aynı zamanda ADD gibi sabit oranlı bant genişlik analiziyle çoklu çözünürlük ayrışımı da yapılabilir. SD ile yapılan analizlerde, gerilim çökmesi, gerilim kesintisi, gerilim sıçraması gibi olay anındaki gerilimdeki azalış veya artış, ZFG dağılımlarına net bir şekilde yansıyabilmektedir. Böylece bu tür işaretler görsel olarak bile sınıflandırılabilir.

SD ile yapılan analizlerde, KZFD analizlerinde sıkça karşılaşılan, gerçekte işaret içerisinde bulunmayan ve özellikle de dağılımının köşelerindeki bazı dalgalanmaları veya belirsizlikleri (Gibbs etkisi) ZFG dağılımlarına yansıtmadığı görülmüştür. Bu, SD analizinde kullanılan Gaussian pencere fonksiyonunun işaretin analizinde etkinliğini gösterir. Böylece bu ZFG dağılımları kullanılarak basit kurala dayalı yöntemler (if then) veya temel istatistiksel

yöntemler yardımıyla işaretin ayırt edici bilgileri çıkarılabilir. SD yönteminin ADD yöntemine göre en önemli dezavantajı hesaplama süresinin fazla olmasıdır.

Güç kalitesi problemlerinin analizi için bir işaret işleme yönteminde aranan en önemli özellik, hem zaman hem de frekans bilgilerinin çıkarılabilmesidir. Karşılaştırma sonuçlarına göre bu bilgilerin elde edilmesinde, ADD ve SD önemli avantajlar sunabilir. Fakat, güç kalitesi problemlerinin doğru ve hızlı bir şekilde sınıflandırılmasında bu yöntemlerle birlikte, işaretin ayırt edici özelliklerini kaybetmeksizin veri boyutunu indirgeyebilen özellik çıkarım yöntemlerinin kullanılması da son derece önemlidir. Bu karşılaştırmalar sonucunda, ADD ve SD temelli özellik çıkarım yöntemleri Bölüm 4’de ayrıntılı bir şekilde tartışılmıştır.

4. GÜÇ KALİTESİ BOZULMA İŞARETLERİNDEN ÖZELLİK ÇIKARMA

Özellik, tanımlanacak bir nesne hakkında genellikle ölçümler veya gözlemler sonucu ayırt edici bilgi taşıyan değişkenler dizisi olarak tanımlanır. Bu değişkenler, bir çıkarım yöntemiyle tanımlanacak nesneyi niteleyecek şekilde bir araya getirildiğinde, özellik vektörü olarak isimlendirilen N boyutlu bir vektör elde edilir [70].

Güç Kalitesi Bozulma (GKB) işaretlerinin sınıflandırılması için en önemli aşamalardan biri de özellik çıkarım aşamasıdır. Özellik çıkarmanın ana sebepleri şöyle sıralanabilir [8]:

- Ölçüm sonucu elde edilen verilerin daha küçük boyuta indirgenmesini sağlamaktır. Bu indirgeme, sınıflandırıcının küçük hatalarla eğitimini ve karar aşamasının daha kısa sürede gerçekleşmesini sağlayacaktır.
- Boyut olarak daha düşük olan özellik uzayı, sınıflandırıcının daha az parametreyle öğrenmesini mümkün hale getirecektir. Bunun yararı, işlenmemiş veri uzayı ile karar uzayı arasındaki dönüşüm aşamasının daha kısa sürede gerçekleşmesidir.
- Sınıflandırma sisteminin, sistem içi veya dışındaki kontrolsüz girişimlerden etkilenmemesini sağlayacak bir özellik çıkarımı, kararlı bir yapının oluşmasında etken olacaktır. Bu tür kararlı özellikler, sınıflandırıcının genelleme ve ayrışım yeteneğinin yüksek olmasında önemlidir.

GKB işaretlerinden özellik çıkarmak için genellikle ilk yapılacak işlem, işaret üzerine bir matematiksel dönüşüm uygulamaktır. Bu dönüşüm yöntemleri, işaretten etkin bir şekilde hem zaman hem de frekans bilgisi çıkarım özelliğine sahip olmalıdır. Bölüm 3’de bahsedildiği gibi, sahip oldukları ayrışım yeteneklerinden dolayı ADD ve SD yöntemleri özellik çıkarım aşamasının ilk adımında tercih edilmiştir. Daha sonraki adımda ise, bu dönüşümlerin sonuçlarından işaretin ayırt edici özelliklerini kaybetmeksizin veri boyutunu indirgeyen bir yöntem belirlenecektir. Bu amaçla ADD analiz sonuçlarına entropi temelli özellik çıkarım yöntemi, SD analiz sonuçlarına istatistiksel hesaplamalar ve THB temelli özellik çıkarım yöntemi önerilmiştir. Ayrıca, bu yöntemlerin veri boyutunu ne ölçüde indirdiği de tartışılmıştır.

4.1. Ayrık Dalgacık Dönüşümü Yöntemine Dayalı Özellik Çıkarma

DD, farklı güç kalitesi problemlerinin belirlenmesinde ve bozuk işaretin özelliklerinin çıkarılmasında büyük rol oynayan etkili bir matematiksel araçtır [71, 72]. Çok çözünürlüklü DD’nin işaret ayrıştırma özelliği kullanılarak, bozulan işaretten önemli bilgiler çıkarılabilir. Bu bilgilerden, pürüzsüz bir işaretle herhangi bir değişim oluştuğunda farklı çözünürlük

seviyelerinde, işareti tanımlayan ayırt edici özellikler çıkarılabilir. Bunu gerçekleştirmek için, bu çalışmada ADD çoklu çözünürlük ayrıştırma katsayılarının entropi hesaplamalarına dayalı bir yöntem önerilmiştir.

Entropi kavramı, bir sistemin düzenliliğini ölçmek amacı ile termodinamikte iyi bilinen bir kavramdır. İşaret işlemede, özellikle de haberleşme alanında ilk olarak Shannon [8] tarafından kullanılmıştır. Entropi tabanlı kriterler, verilen bir işaret gösteriminin özellikleri ile ilgili bilgileri tanımlar. Entropi ölçüm yöntemi, durağan olmayan bir işaretin düzensizlik derecesini ölçmek için ideal bir araç olarak görünmektedir. Ayrıca, entropi kavramı bir olayın içerdiği bilginin ortalama miktarını ölçmek amacıyla da kullanılmaktadır [73].

İşaret işlemede yaygın olarak kullanılan entropi hesaplama türleri; Shannon, Norm, Eşik, Logaritmik Enerji ve Sure yöntemleridir [74, 75]. Bunun dışında diğer entropi hesaplama teknikleri de bulunmaktadır. Aşağıdaki entropi yöntemlerinde, s işareti, s_i ise işaretin i . katsayısını göstermektedir.

1. Shannon entropi yöntemi:

$$E(s) = -\sum_i s_i^2 \cdot \log_2(s_i^2) \quad \text{ve} \quad \log(0) = 0 \text{ kabul edilerek} \quad (4.1)$$

2. Norm entropi yöntemi:

$$E(s) = \sum_i |s_i|^p \quad \text{ve} \quad 1 \leq p < 2 \quad (4.2)$$

3. Logaritmik Enerji entropi yöntemi:

$$E(s) = \sum_i \log_2(s_i^2) \quad \text{ve} \quad \log(0) = 0 \text{ kabul edilerek} \quad (4.3)$$

4. Eşik entropi yöntemi:

ε pozitif bir eşik değeri olup $|s_i| > \varepsilon \Rightarrow E(s_i) = 1$ ve $|s_i| \leq \varepsilon \Rightarrow E(s_i) = 0$ tanımlanmak üzere

$$E(s) = \sum_i E(s_i) \quad (4.4)$$

5. Sure entropi yöntemi :

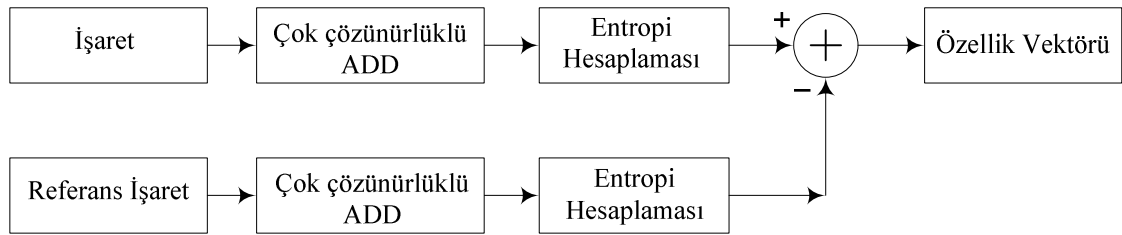
ε pozitif bir eşik değeri olmak üzere

$$|s_i| \leq \varepsilon \Rightarrow E(s) = \sum_i \min(s_i^2, \varepsilon^2) \quad (4.5)$$

Bu entropi hesaplama tekniklerinin, işaret işlemedeki kesin kullanım alanları belirli olmayıp, uygulamalara göre başarımları değişmektedir. Fakat durağan olmayan işaretler için, zamana bağımlı entropi hesaplaması daha kullanışlıdır. Bunun için de işaret katsayılarının (s_i) zamana bağımlı olması gerekir [76].

GKB işaretleri genellikle durağan olmayan bir yapıya sahip olduğundan; dengesizlikler, farklı frekanslı bileşenler ve farklı enerji dağılımları içermektedir. Böylece, bu düzensizliklerin bir ölçütü olarak farklı GKB işaretlerinden önemli özelliklerin çıkarılmasında entropi hesaplama yöntemleri kullanılabilir [77].

Önerilen ADD temelli entropi özellik çıkarım yönteminin blok diyagramı, Şekil 4.1’de verilmiştir. Çok çözünürlüklü DD’nin işaret ayrışımıyla elde edilen katsayılarının entropi değerleri, yukarıda belirtilen entropi yöntemleri kullanılarak hesaplanabilir. Burada, etkinliği kanıtlanmış Norm entropi yöntemine göre özellik çıkarım işleminin matematiksel adımları verilmiştir [77].



Şekil 4.1. ADD temelli entropi özellik çıkarım yönteminin blok diyagramı

Bir bozulma işaretinin $U = \{u_j, j = 1, 2, \dots, N\}$ şeklinde olduğu düşünüldüğünde, U işareti içerisindeki j. noktanın norm entropi değeri,

$$NE_j = |u_j|^p \quad (4.6)$$

şeklinde tanımlanır. Burada P güçtür ve $1 \leq P < 2$ olmalıdır. Bu durumda, U işaretinin tamamı için norm entropi değeri ise

$$NE = \sum_{j=1}^N |U_j|^p \quad (4.7)$$

şeklinde ifade edilir. ADD’ye norm entropi yöntemini uygulamak için denk.(4.7)’deki hesaplama işlemi kullanılabilir. ADD’den elde edilen her ayrıştırma seviyesindeki detay ve yaklaşık katsayılarından özellik çıkarım işlemi aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$Wd_j = \sum_{j=1}^J \left(\frac{1}{N_j} \sum_n |d_j[n]|^p \right) \quad Wa_J = \frac{1}{N_J} \sum_n |a_J[n]|^p \quad (j = 1, 2, \dots, J) \quad (4.8)$$

$$W_{\text{işaret}} = [Wd_1, \dots, Wd_J, Wa_J] \quad (4.9)$$

Burada, $W_{\text{işaret}}$, ADD'nin her çözünürlük seviyesindeki entropi değerlerini, J toplam çözünürlük seviyesini, a_J J seviyesinde ADD'nin yaklaşık katsayısını, d_j ise ADD'nin 1'den j'ye kadar detay seviyeleri için işaretin katsayılarını temsil eder.

Denk. (4.8), denk.(4.10)'da görüldüğü gibi normalize edilir.

$$Wnd_j = (Wd_j)^{\frac{1}{2}} \quad Wna_J = (Wa_J)^{\frac{1}{2}} \quad (4.10)$$

$$Wn_{\text{işaret}} = [Wnd_1, \dots, Wnd_J, Wna_J] \quad (4.11)$$

Burada $Wn_{\text{işaret}}$ bozulmuş işaretin normalize edilmiş özellik vektörünü temsil eder.

Çıkarılan bu özellikler bir bozulma olayını diğerinden ayırt etmeye yardım edebilir. Fakat, burada entropi daima pozitif değerlere sahip olduğu için gerilim çökmesi, gerilim sıçraması gibi bozulmalarda benzer özellikler göstererek, bu işaretler için özellik vektörünün ayırt edici etkisini azaltacaktır. Bu durum, sınıflandırma aşamasında bu iki bozulmanın birbiriyle çakışmasına yol açabilir ve doğru tanıma oranını azaltabilir. Bu sorunu en aza indirmek için, bozulmuş işaretler referans olarak seçilmiş bozulmamış bir işaret ile karşılaştırılmıştır. Bu amaçla, referans işaret için aynı hesaplama işlemleri yapılmalıdır. Denk.(4.8) ve denk.(4.10)'daki hesaplama adımları, denk.(4.12)'de verildiği gibi referans işaret için hesaplanabilir.

$$Wn_{\text{ref}} = [Wnd_1, \dots, Wnd_J, Wna_J] \quad (4.12)$$

Sonuçta, bozulmayı temsil eden özellik vektörü (ΔW), denk. (4.11)'den denk. (4.12) çıkarılarak elde edilir.

$$\Delta W = Wn_{\text{işaret}} - Wn_{\text{ref}} \quad (4.13)$$

$$\Delta W = [\Delta Wd_1, \Delta Wd_2, \dots, \Delta Wd_J, \Delta Wa_J] \quad (4.14)$$

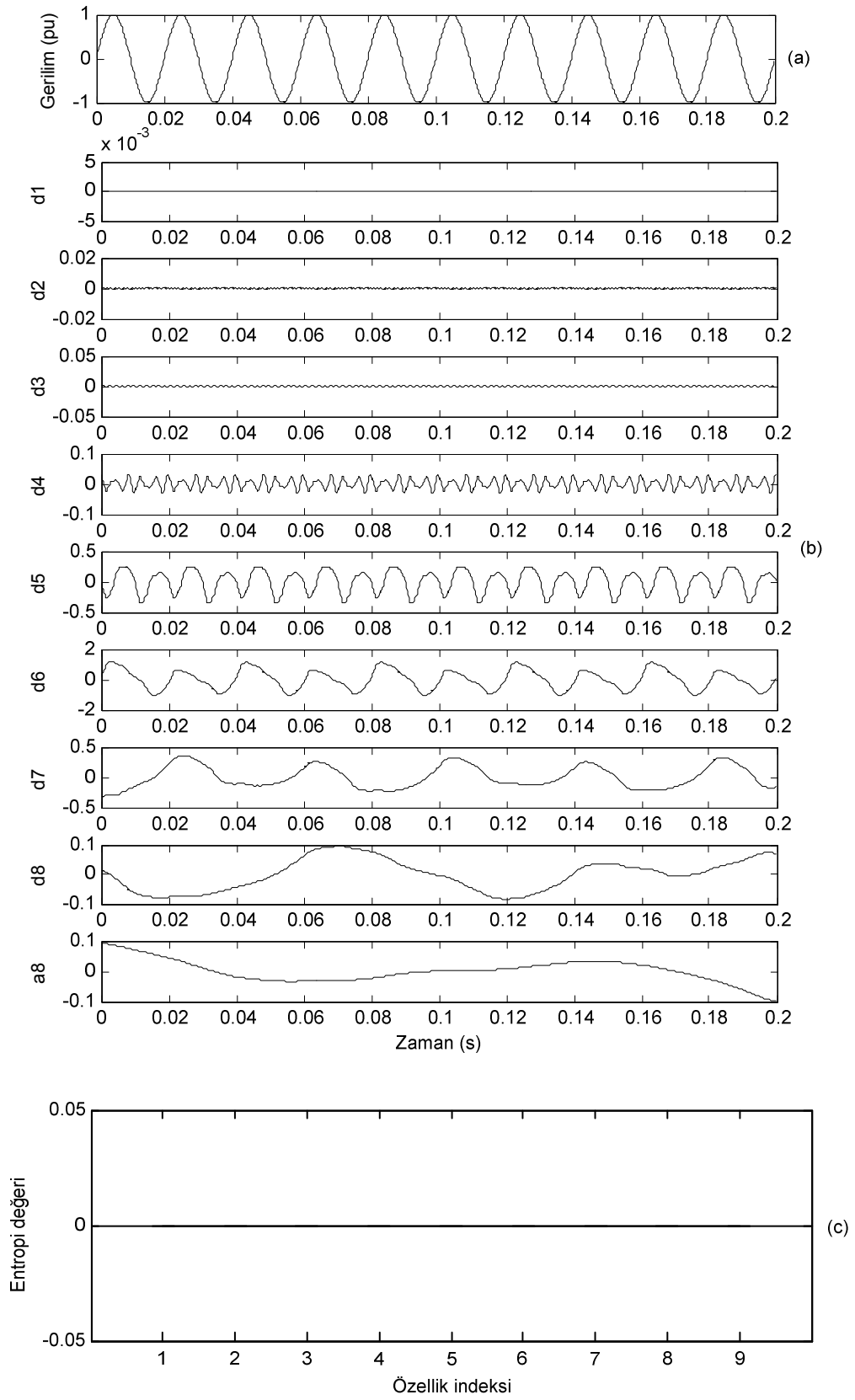
Önerilen çok çözünürlüklü ADD temelli entropi özellik çıkarım yönteminin, GKB işaretinin boyutunu ne derece indirgediği, gerçekleştirilen uygulamalarda gösterilecektir.

Uygulamalarda referans olarak verilen normal sinüs işaretinin yanında içerisinde tek bir bozulma bulunan gerilim çökmesi, gerilim sıçraması, anlık gerilim kesintisi, gerilim kırışması, salınımlı geçici durum ve harmonik olmak üzere 6 farklı güç kalitesi olayı ve içerisinde aynı anda iki bozulmanın bulunduğu harmonikli gerilim çökmesi, harmonikli gerilim sıçraması olmak üzere toplam 8 farklı güç kalitesi olayı üzerinde incelemeler yapılmıştır. Bu işaretler ATP/EMTP’de yapılan benzetimler sonucu elde edilmiştir. İşaretler şebeke frekansında 3.2 kHz örnekleme frekansına (64 örnek/periyot) ve 10 periyotluk (200 ms) pencere uzunluğuna sahiptir.

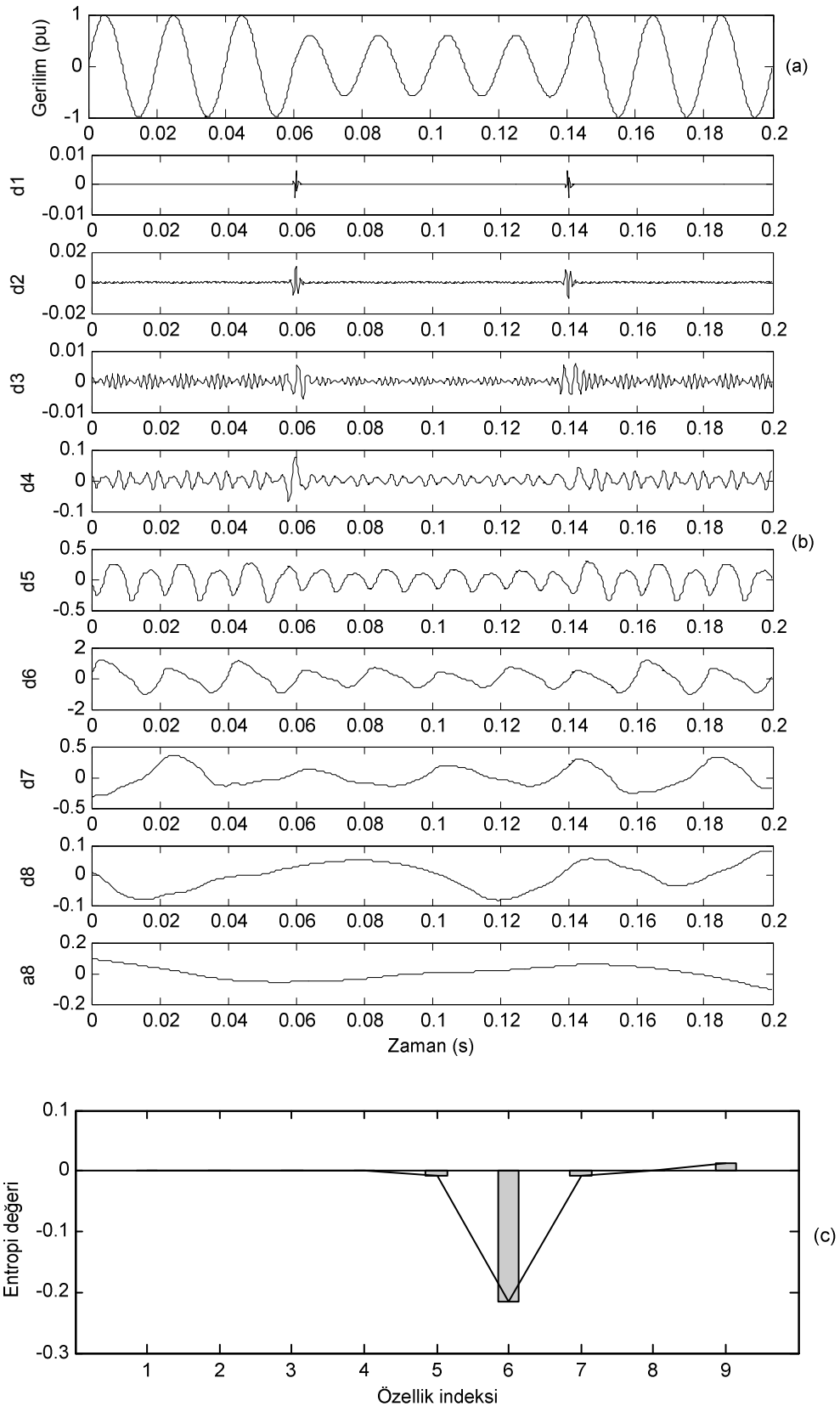
ADD temelli özellik çıkarım yönteminde, Daubachies-4 dalgacık fonksiyonu kullanılarak 8 seviyeli ayrışım yapılmıştır. Her ayrıştırma seviyesinin detay katsayılarından ve son seviyenin yaklaşık katsayılarından Norm entropi çıkarım yöntemiyle 9 farklı özellik çıkarılmıştır. Norm entropi hesaplamalarında, P değeri $3/2$ olarak seçilmiştir. ADD analizleri için Dalgacık Modülü MATLAB kütüphanesi kullanılmıştır [78].

Şekil 4.2-4.10(a) normal sinüs ve 8 farklı GKB işaretinin zamana göre değişimini, Şekil 4.2-4.10(b) dalga şekilleri verilen işaretlerin 8 seviyeli ADD analiz sonuçlarını ve Şekil 4.2-4.10(c), ADD sonuçlarının Norm entropi hesaplamalarından elde edilen özellik eğrisini göstermektedir.

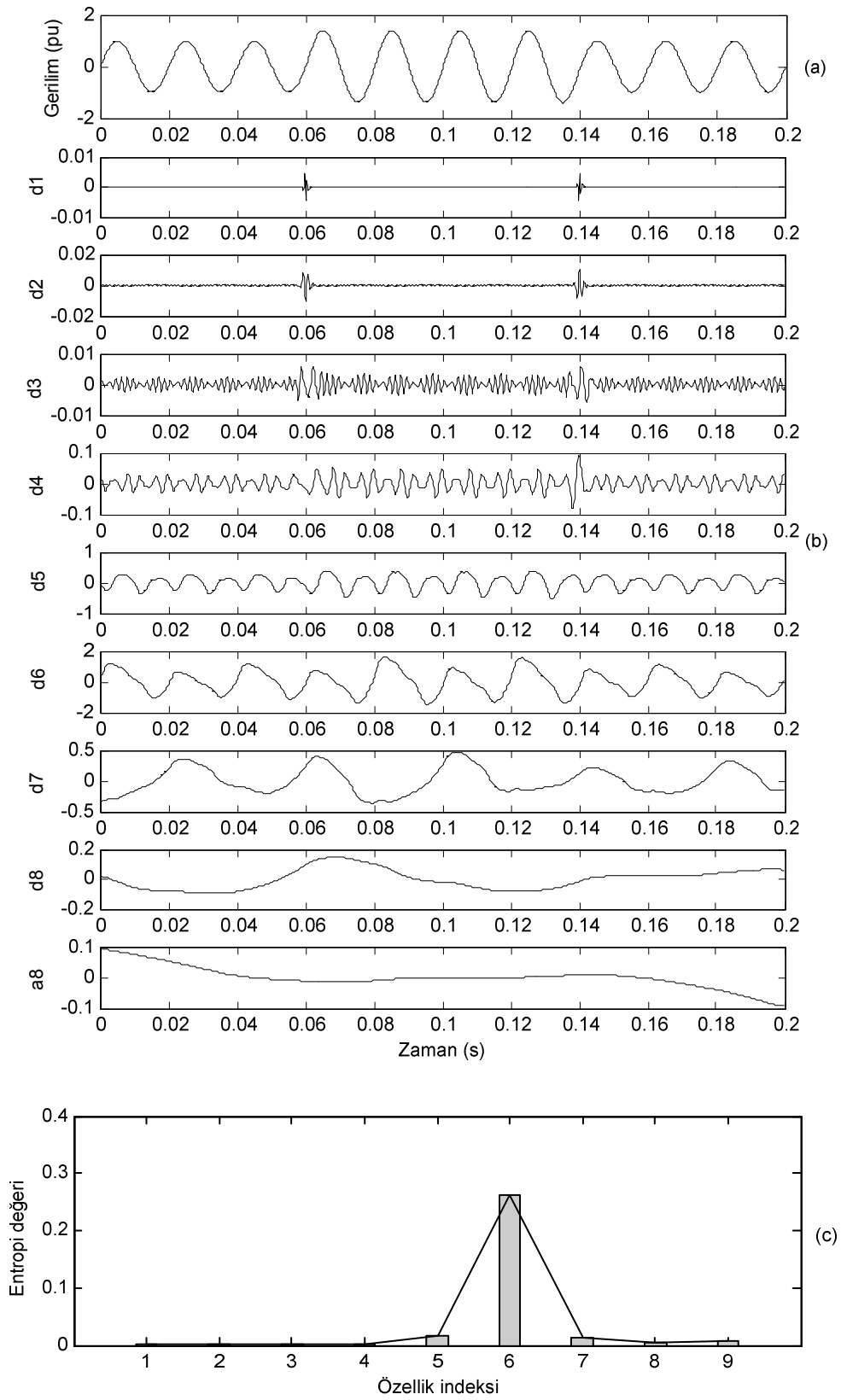
Normalde bir periyodunda 64 örnek bulunan, 10 periyotluk bir işaretin veri boyutu 640×1 ’dir. Fakat işaretin ayırt edici özelliklerini taşıyan özellik vektörü, 9×1 boyutunda bir matrisle temsil edilmektedir. Böylece veri boyutu yaklaşık $1/70$ oranında indirgenir.



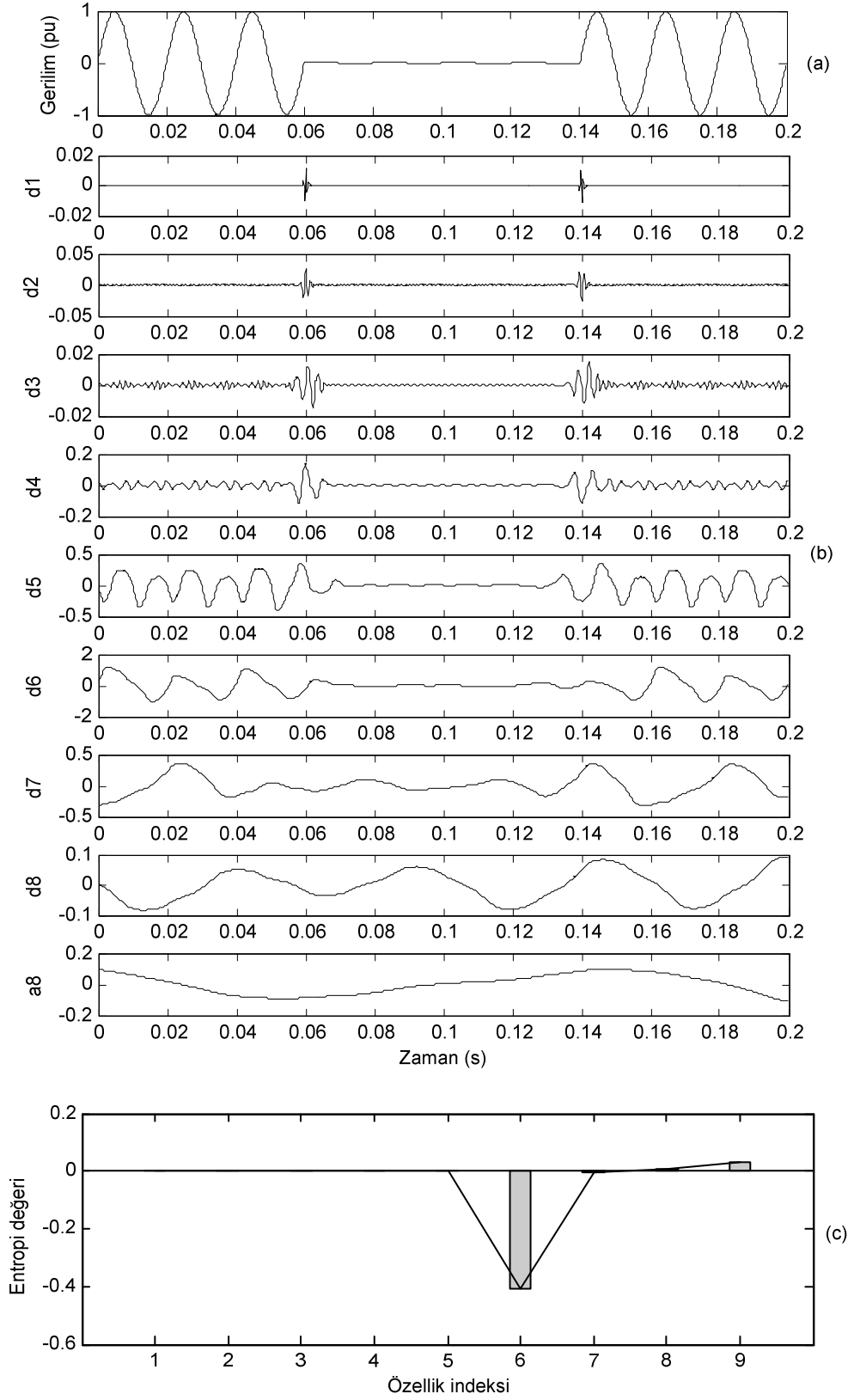
Şekil 4.2 (a) Normal sinüs işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi (c) Norm entropi özellik eğrisi



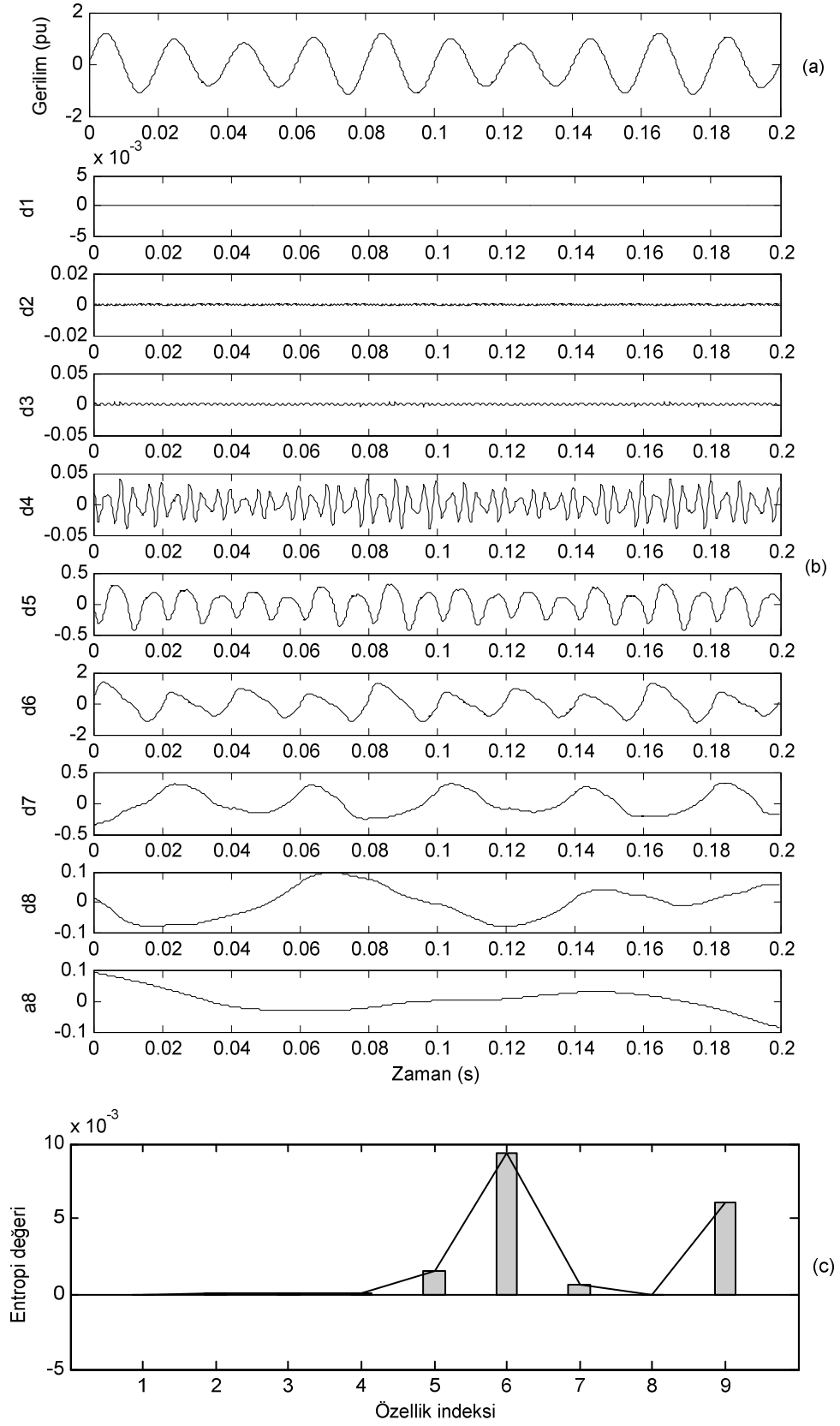
Şekil 4.3. (a) Gerilim çökmesi işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi
(c) Norm entropi özellik eğrisi



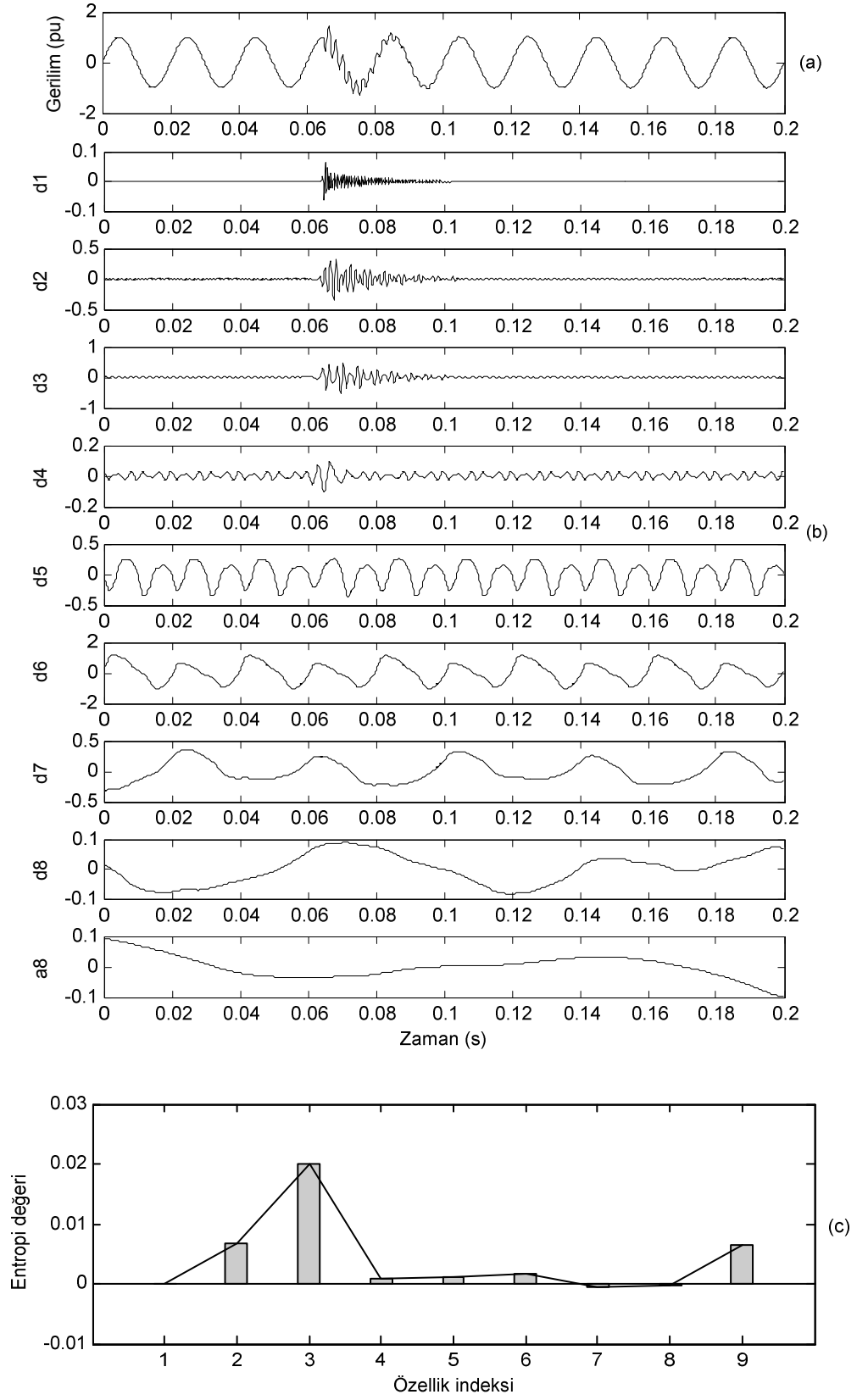
Şekil 4.4. (a) Gerilim sıçraması işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi
(c) Norm entropi özellik eğrisi



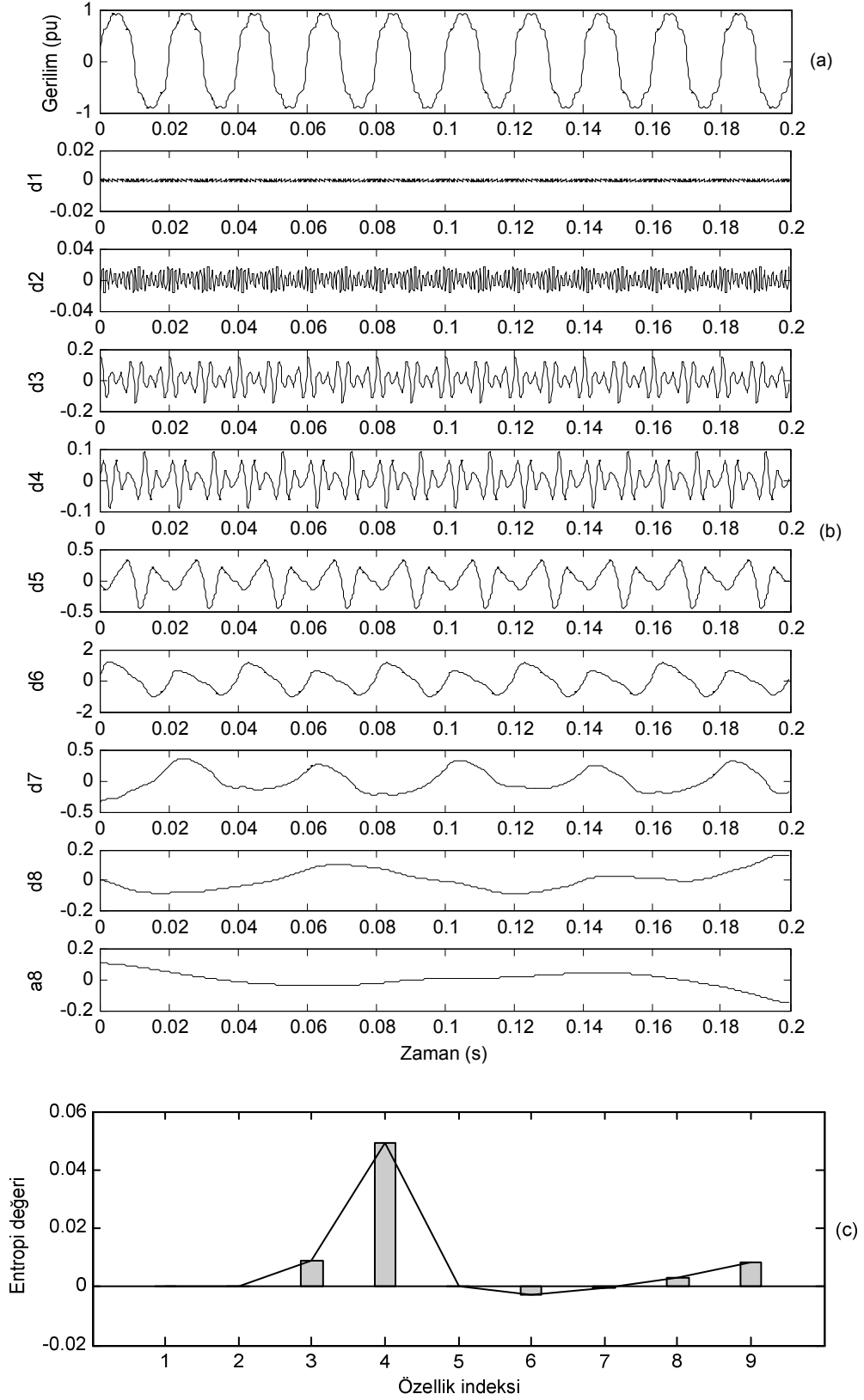
Şekil 4.5. (a) Anlık gerilim kesintisi işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi
(c) Norm entropi özellik eğrisi



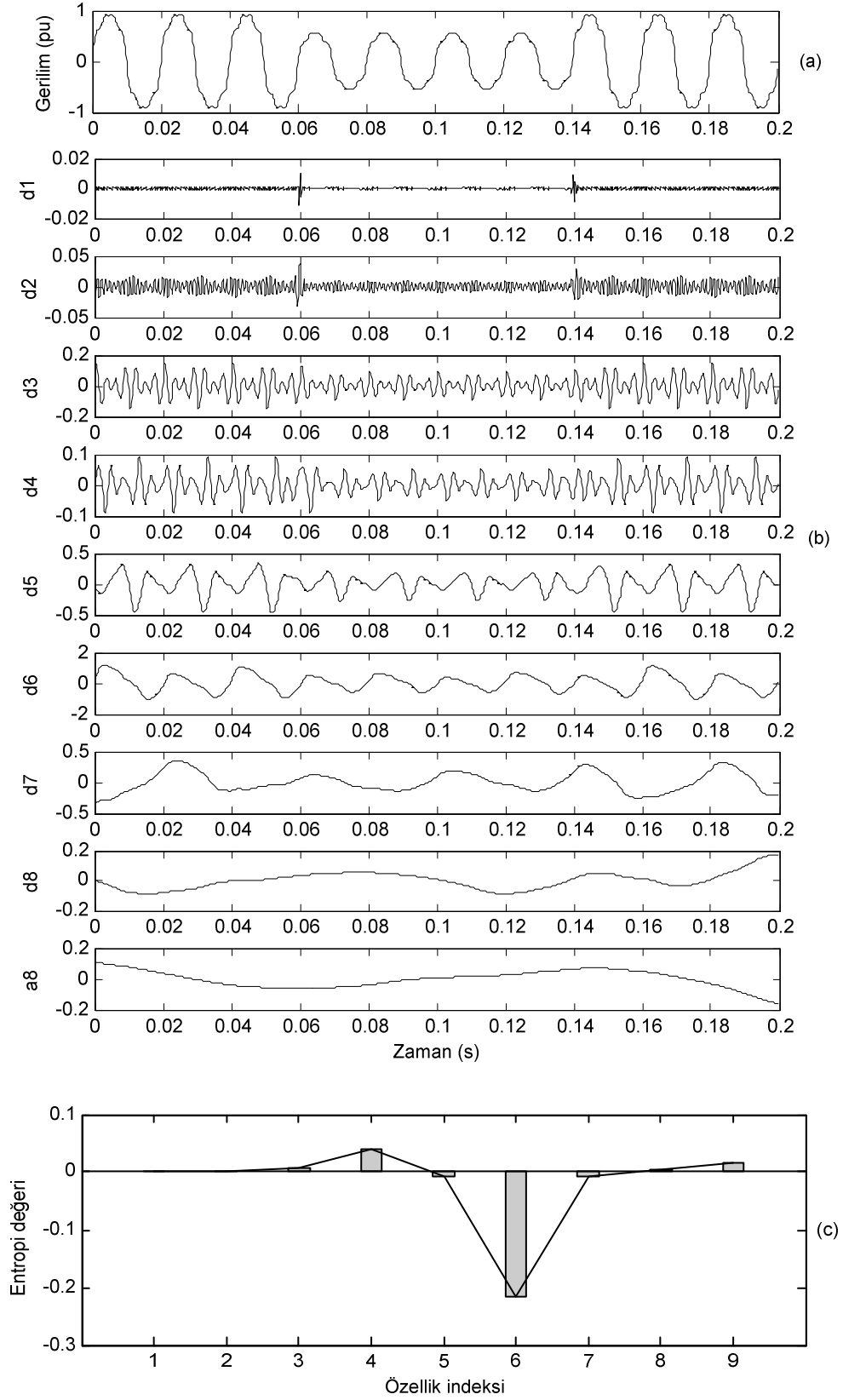
Şekil 4.6. (a) Gerilim kırışması işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi
(c) Norm entropi özellik eğrisi



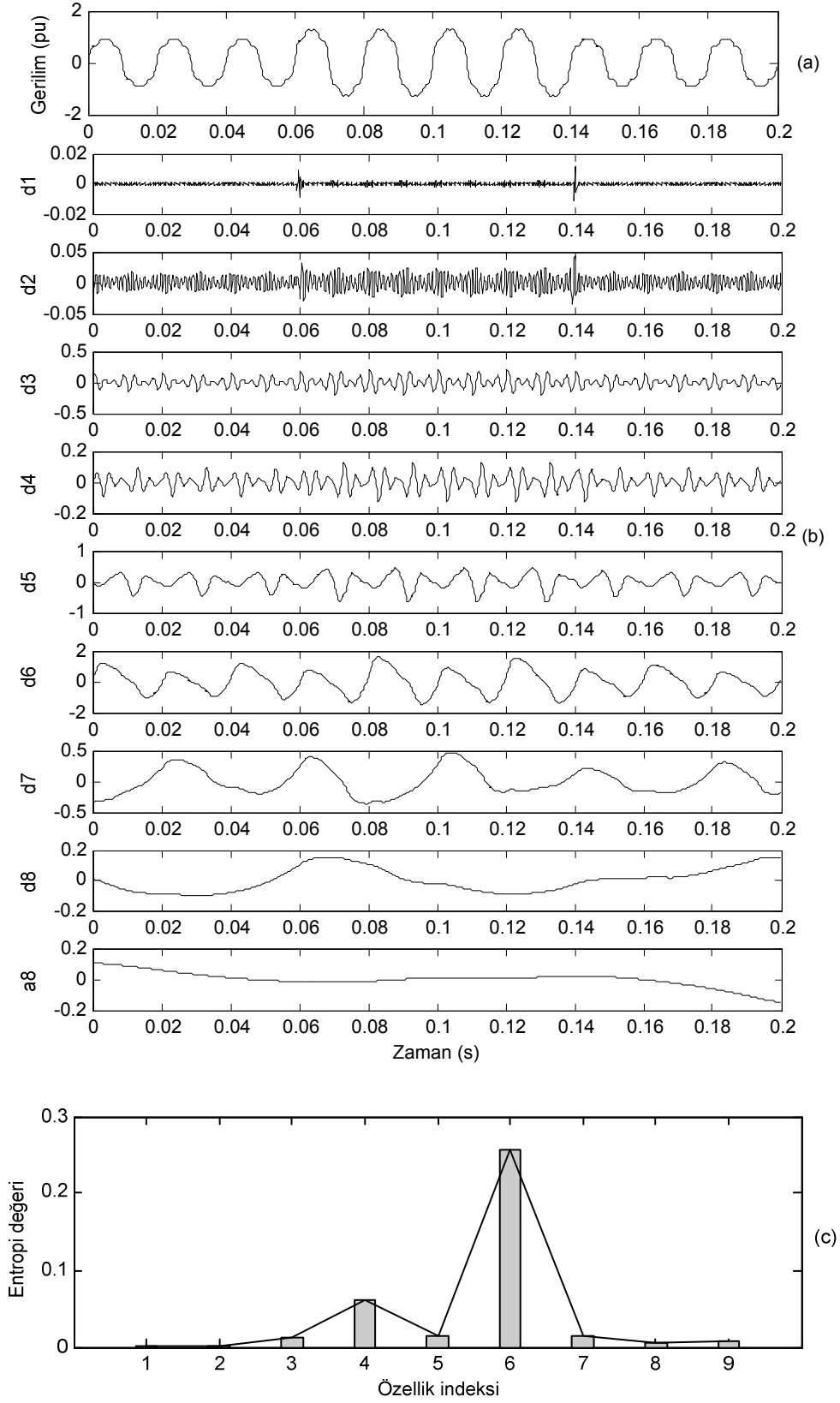
Şekil 4.7. (a) Salımlı geçici durum işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi
(c) Norm entropi özellik eğrisi



Şekil 4.8. (a) Harmonik bozulma işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi
(c) Norm entropi özellik eğrisi



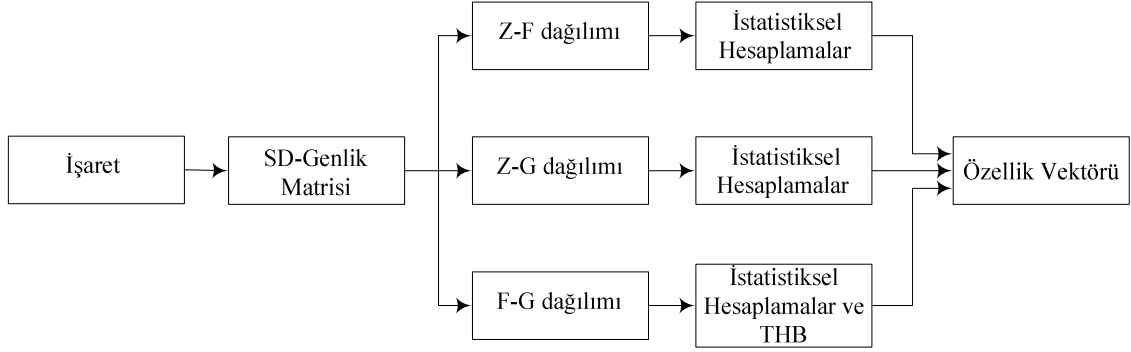
Şekil 4.9. (a) Harmonikli gerilim çökmesi işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi
(c) Norm entropi özellik eğrisi



Şekil 4.10. (a) Harmonikli gerilim sıçraması işareti (b) 8 seviyeli ADD çözünürlük analizi
(c) Norm entropi özellik eğrisi

4.2. S Dönüşümü Yöntemine Dayalı Özellik Çıkarma

Önerilen SD temelli özellik çıkarım yönteminin blok diyagramı Şekil 4.11’de verilmiştir.



Şekil 4.11. SD temelli özellik çıkarım yönteminin blok diyagramı

Bölüm 3.5’de belirtildiği gibi SD’nin çıkışı, satırları frekans temsiline, sütunları zaman temsiline karşılık gelen $k \times n$ boyutlu bir matristir. SD matrisinin her elemanı karmaşık sayılardan oluştuğu için, güç kalitesi bozulmalarından önemli özelliklerin çıkarılabileceği SD-genlik (SDG) matrisi

$$A(kT, f) = |S[kT, n / NT]| \quad (4.15)$$

şeklinde elde edilebilir. Bu matristen bozulma işaretlerinin zaman-frekans (Z-F), zaman-genlik (Z-G) ve frekans-genlik (F-G) dağılımları kolayca hesaplanabilir. Elde edilen bu dağılımlara, standart istatistiksel yöntemler ve toplam harmonik bozulma (THB) hesaplama işlemi uygulanarak bozulmaları temsil eden önemli özellikler çıkarılabilir. Kullanılan istatistiksel yöntemler aşağıda verilmiştir.

1. Ortalama Değer:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (4.16)$$

2. Standart Sapma:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (4.17)$$

3. Kayıklık:

$$\sigma_{\text{skew}} = \frac{1}{(N-1)\sigma^3} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3 \quad (4.18)$$

4. Savruluk:

$$\sigma_{\text{kurt}} = \frac{1}{(N-1)\sigma^4} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4 \quad (4.19)$$

Burada x_i , incelenen ayırık değişkeni, N ise örnek noktalarının sayısını temsil eder. Bu üç dağılımdan, THB ve istatistiksel yöntemler uygulanarak elde edilen özellikler aşağıda verilmiştir.

1. *Z-F dağılımından özellik çıkarımı:* Bu özellikler işaretin doğrudan zaman-frekans eğrilerinden elde edilir.

- F1: Z-F dağılımının en büyük frekans genlik değerini temsil eden eğrinin standart sapma değeri
- F2: Z-F dağılımının en büyük frekans genlik değerini temsil eden eğrinin ortalama değeri

2. *Z-G dağılımından özellik çıkarımı:* Bu özellikler işaretin zaman-genlik dağılımından elde edilir.

- F3: Z-G dağılımının maksimum değeri
- F4: Z-G dağılımının minimum değeri
- F5: Z-G dağılımının ortalama değeri
- F6: Z-G dağılımının standart sapma değeri
- F7: Genlik faktörü (Af)

$$Af = \frac{1}{F_N} (1 + (F3 + F4 - (F_N)))$$

Burada F_N , normal gerilim işaretinin $F3 + F4$ değeridir.

3. *F-G dağılımından özellik çıkarımı:* Bu özellikler işaretin frekans-genlik dağılımından elde edilir.

- F8: Temel frekansın 2 katı ve üzerindeki frekanslar için F-G dağılımının standart sapma değeri (Pr)

- F9: max (Pr) –min (Pr)
- F10: Pr'nin kayıklık değeri
- F11: Pr'nin savruluk değeri
- F12: F-G dağılımının toplam harmonik bozulma değeri

$$THB = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^N V_n^2}}{V_1} \quad (4.20)$$

Burada N, şebeke frekansının tam sayı katlarındaki frekans değerlerini temsil eder.

Önerilen SD temelli özellik çıkarım yönteminin, GKB işaretlerinin boyutunu ne derece indirgediği gerçekleştirilen uygulamalarda gösterilmiştir. Bu uygulamalarda kullanılan işaretler Bölüm 4.1'deki işaretlerin aynısıdır. Sadece gösterilen şekillerde, frekans eksenini aşağıdaki gibi örnekleme frekansına göre normalize edilmiştir.

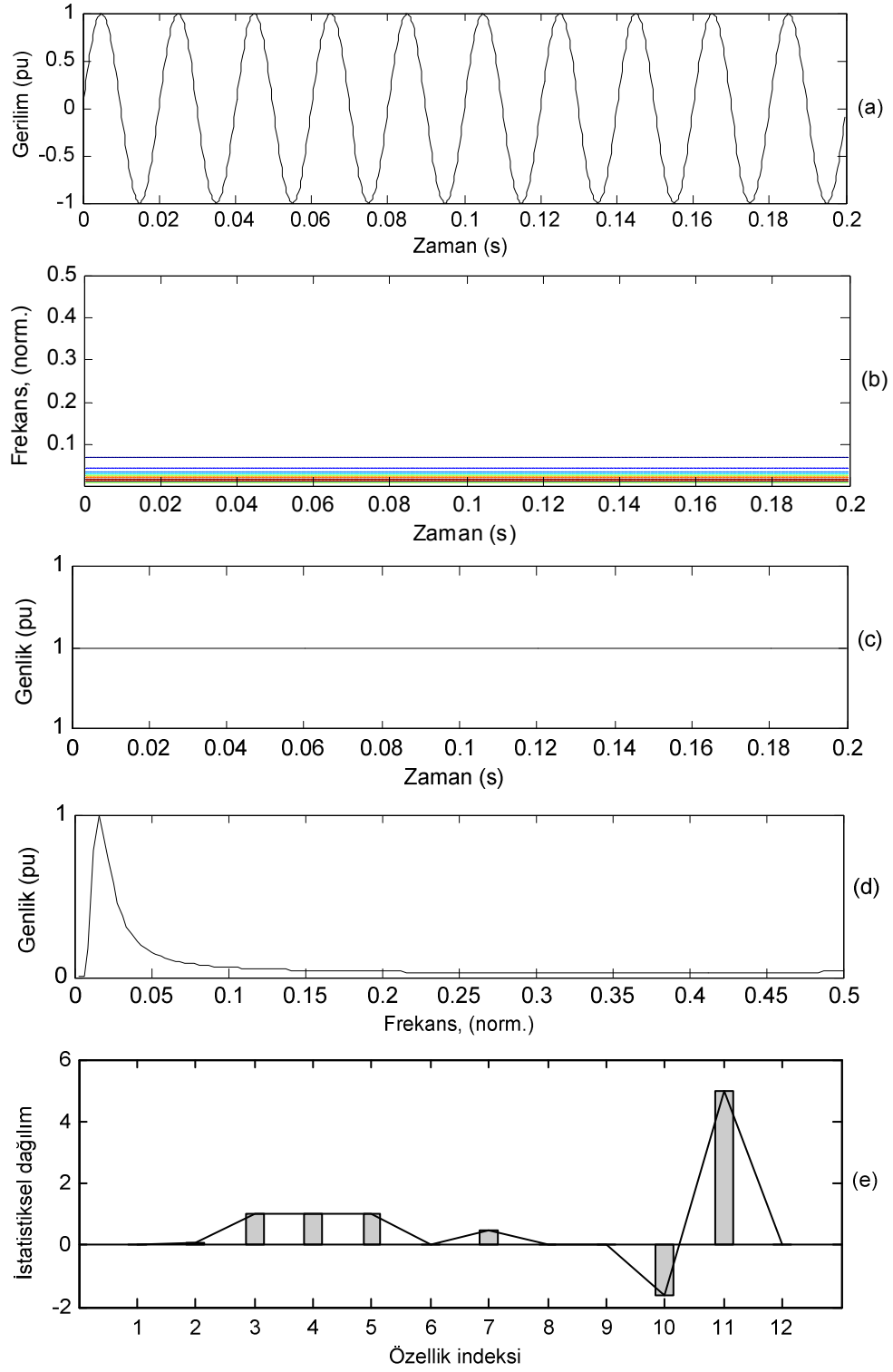
$$f_n = \frac{f}{f_s} \quad (4.21)$$

Burada f gerçek frekans değerini, f_s örnekleme frekansını temsil eder.

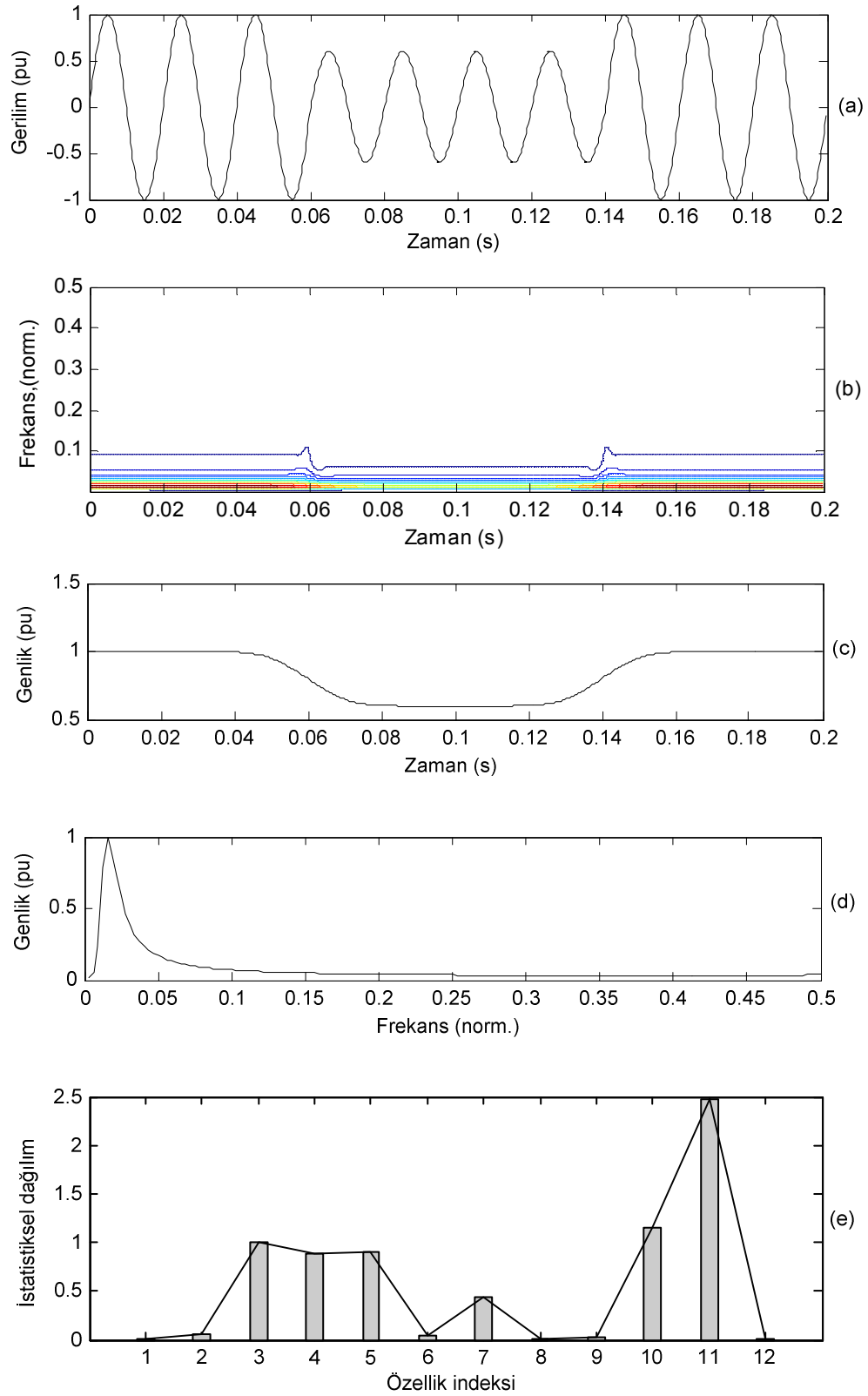
Şekil 4.12-4.20 normal sinüs ve 8 farklı GKB işaretinin SDG matrisinden elde edilen Z-F, Z-G ve F-G dağılımlarını gösterir. Şekil 4.12(a) zamanın bir fonksiyonu olarak herhangi bir bozulma olmaksızın normal sinüs işaretini temsil eder. Şekil 4.13(a)-4.20(a) örnek bozulma olaylarının zamana göre dalga şekillerini gösterir. Şekil 4.12(b)-4.20(b) doğrudan SDG matrisinden elde edilen Z-F dağılımlarını, Şekil 4.12(c)-4.20(c) SDG matrisinin sütunları taranarak elde Z-G dağılımlarını ve Şekil 4.12(d)-4.20(d) her frekans değerinde SDG matrisinin satırları taranarak elde edilen F-G dağılımlarını gösterir. Şekil 4.12(e)-4.20(e), SDG matrisinin dağılımlarından elde edilen özellik eğrisini göstermektedir.

Sonuçlardan görüldüğü gibi, özellik vektörünün boyutu 12x1 olarak elde edilmiştir. Böylece veri boyutu yaklaşık 1/53 oranında indirgenmiş olur.

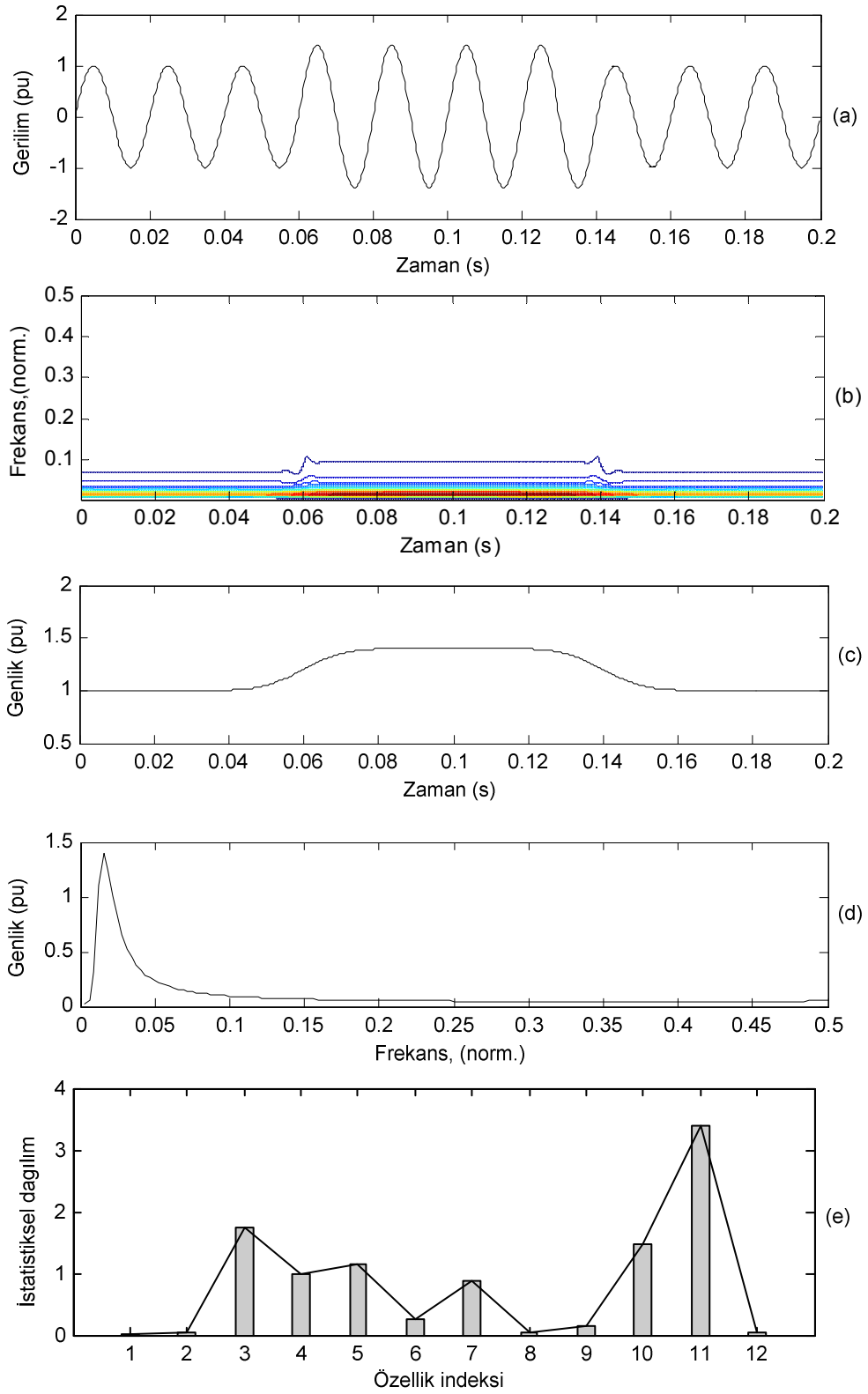
Hem ADD tabanlı entropi (ADD-Entropi) özellik çıkarımı yönteminden elde edilen hem de SD tabanlı istatistiksel ve THB (SD-İstatistiksel-THB) özellik çıkarım yönteminden elde edilen özellik vektörü, GKB işaretlerinden özellik çıkarmak için Bölüm 6'da kullanılmıştır. Ayrıca bu özelliklerin GKB işaretlerini ayırt edebilme yeteneği ayrıntılı bir şekilde incelenmiştir.



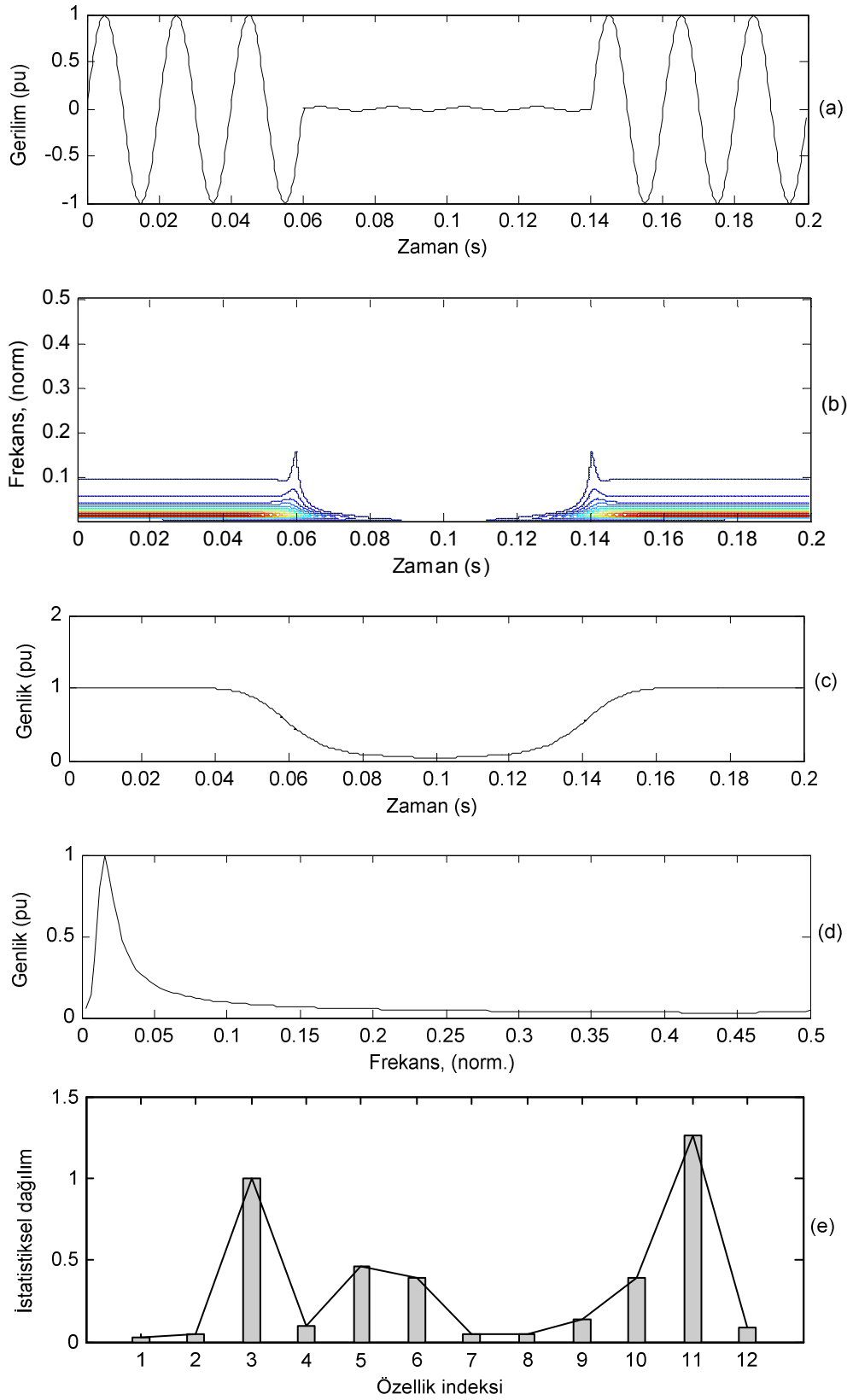
Şekil 4.12. (a) Normal sinüs işareti (b) SDG matristen elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi



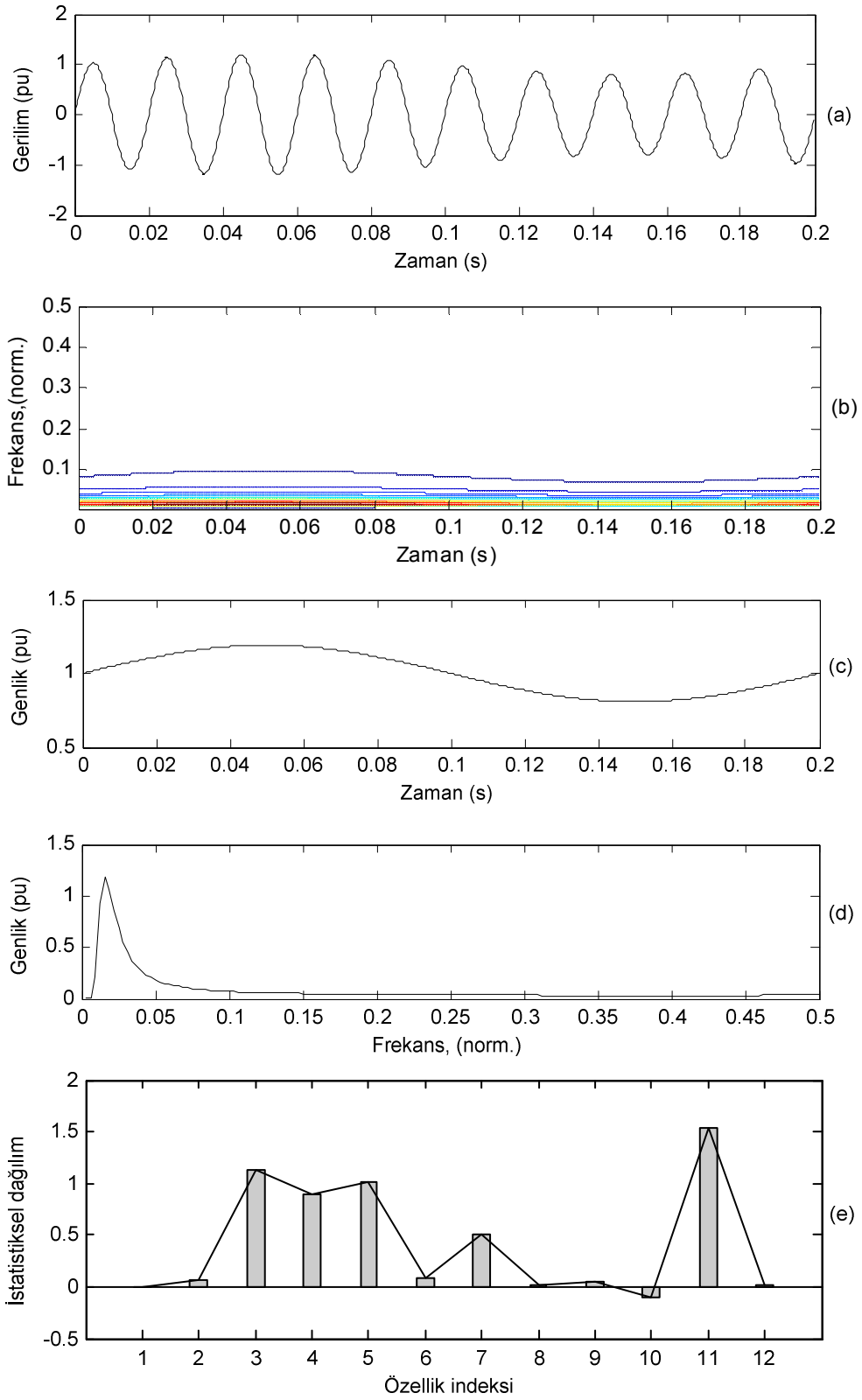
Şekil 4.13. (a) Gerilim çökmesi işareti (b) SDG matristen elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi



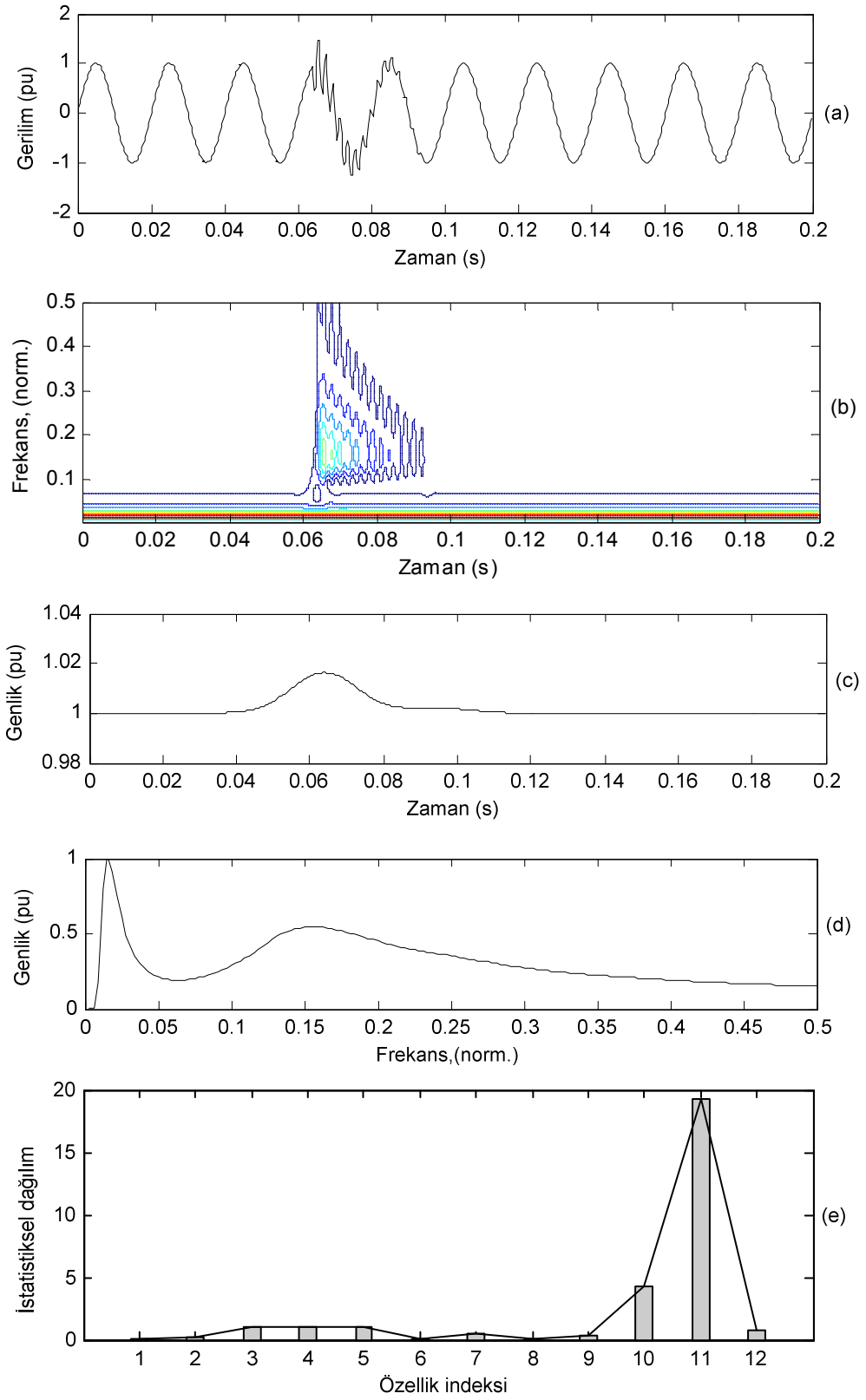
Şekil 4.14. (a) Gerilim sıçraması işareti (b) SDG matristen elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı
(d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi



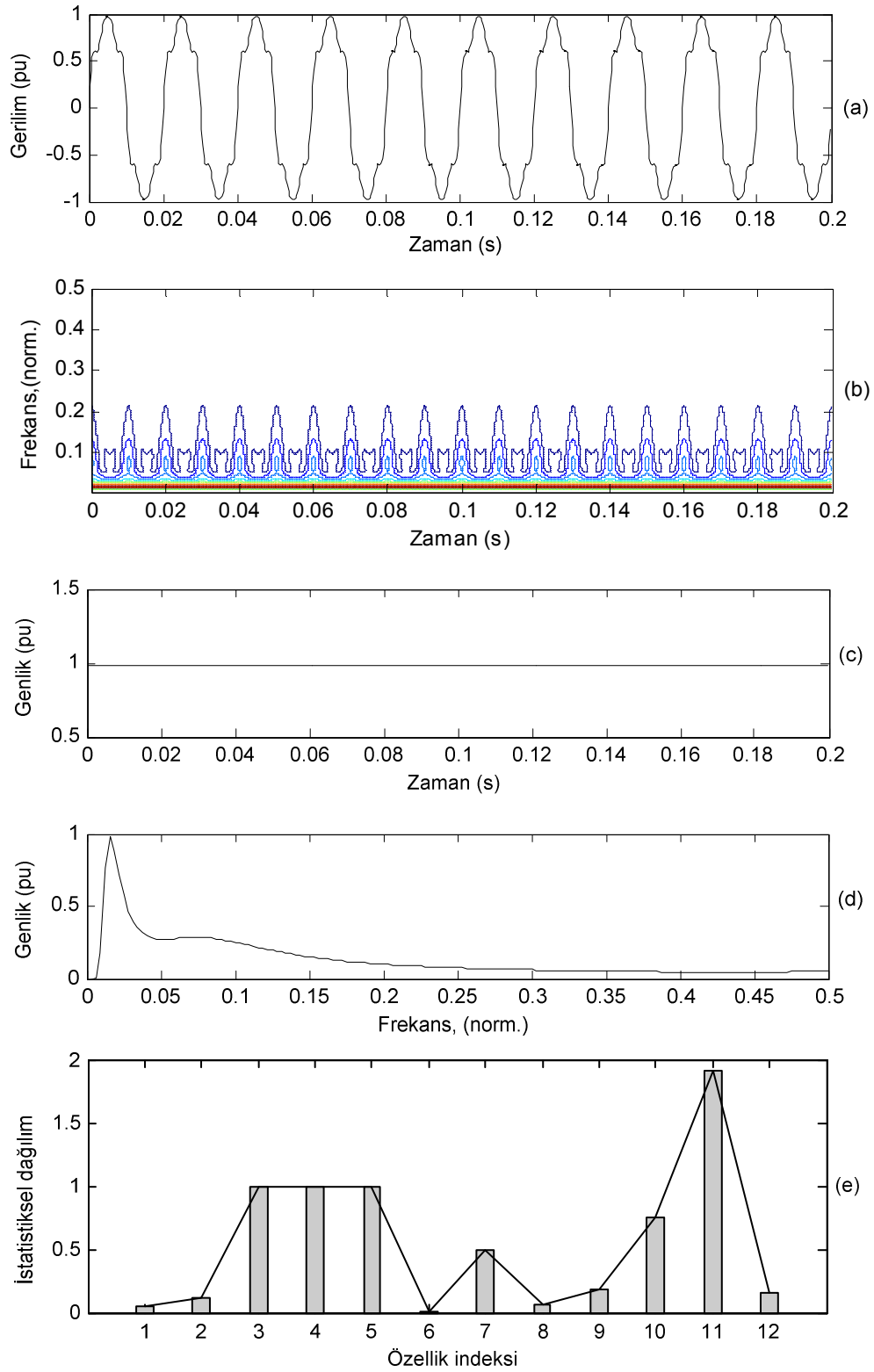
Şekil 4.15. (a) Anlık gerilim kesintisi (b) SDG matristen elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi



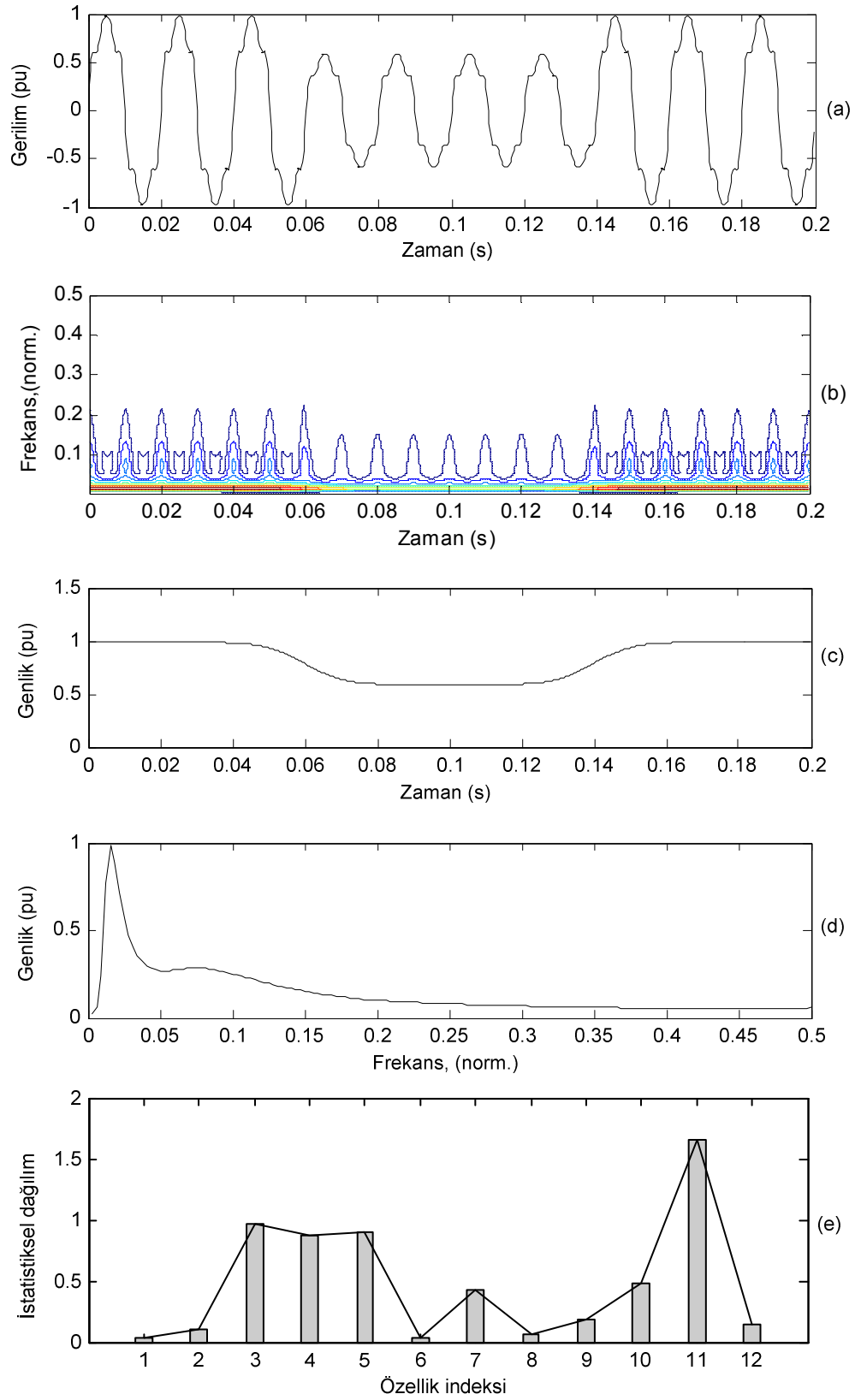
Şekil 4.16. (a) Gerilim kırpışması işareti (b) SDG matristen elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi



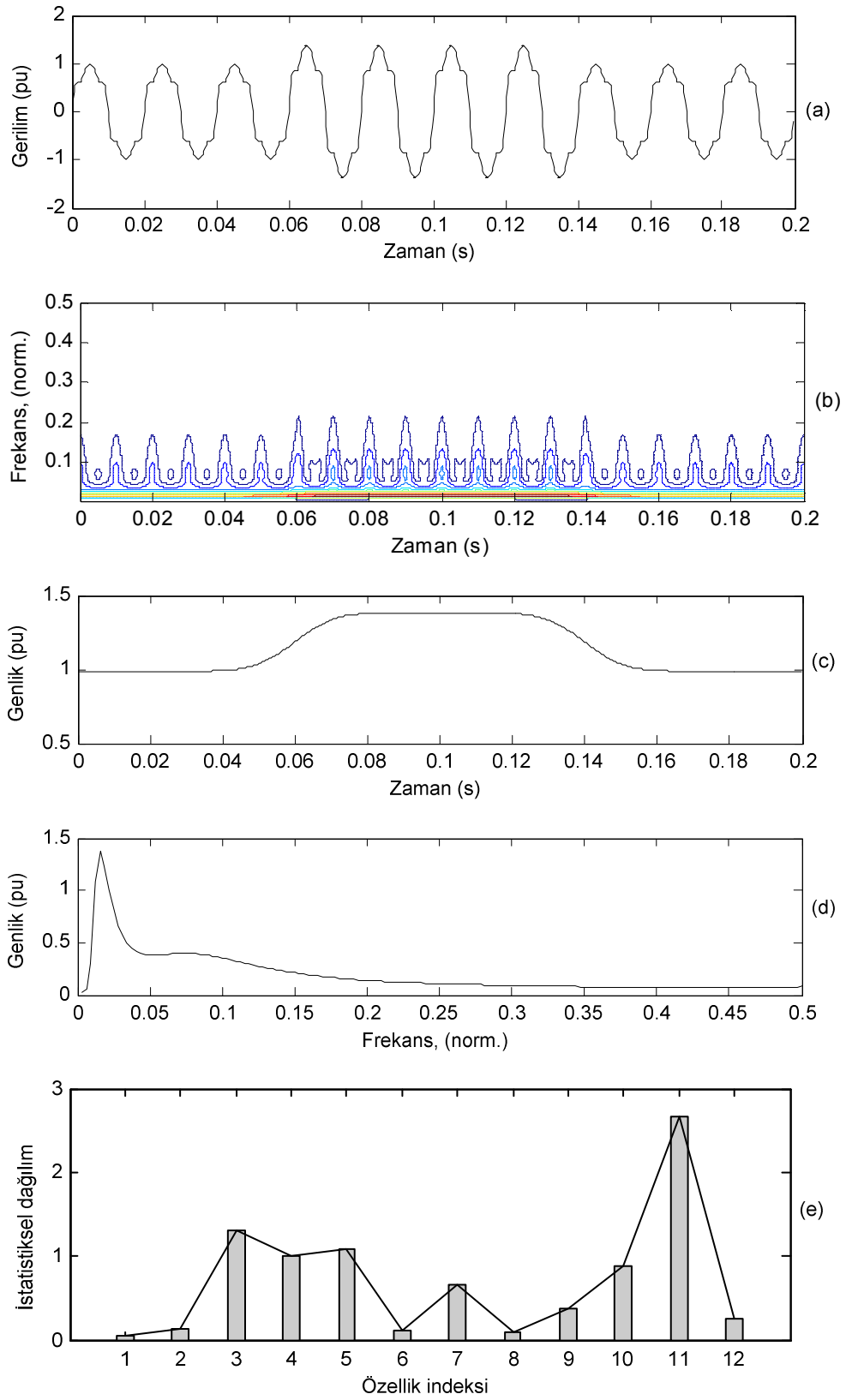
Şekil 4.17. (a) Salınlımlı geçici durum işareti (b) SDG matrinden elde edilen Z-F dağılımı
 (c) Z-G dağılımı (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi



Şekil 4.18. (a) Harmonik bozulma işareti (b) SDG matristen elde edilen Z-F dağılımı (c) Z-G dağılımı (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi



Şekil 4.19. (a) Harmonikli gerilim çökme işareti (b) SDG matristen elde edilen Z-F dağılımı
(c) Z-G dağılımı (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi



Şekil 4.20. (a) Harmonikli gerilim sıçraması işareti (b) SDG matristen elde edilen Z-F dağılımı
(c) Z-G dağılımı (d) F-G dağılımı (e) Özellik eğrisi

5. AKILLI ÖRÜNTÜ SINIFLANDIRICILAR

Sınıflandırma aşamasının amacı, örüntüleri özellik uzaylarına göre kendilerine en yakın sınıflara minimum hata ile eşlemektir. Sınıflandırıcının başarımında iyi belirlenmiş özellikler kilit rol oynarlar [8].

Örüntü sınıflandırıcılarını, geleneksel ve akıllı olmak üzere iki gruba ayırmak mümkündür [8]. Geleneksel sınıflandırma algoritmaları istatistiksel bir yapı olan Bayes karar teorisi üzerine kurulmuşlardır. Bunların dezavantajları, özellik uzayını sınıflandırma uzayına dönüştürürken, bir gürültünün çıkması ve her bir sınıf için hata kriterinin belli olmamasıdır. Çok değişkenli Gauss modelleri, en yakın komşu, maksimum olabilirlik, ikili ağaç sınıflandırıcıları ve Fisher'in doğrusal sınıflandırıcıları, geleneksel sınıflandırıcılara örnek olarak verilebilir [8, 79]. Buna karşın akıllı sınıflandırma yapıları genellikle YSA ve DVM tabanlı olup, günümüzde en yaygın kullanılan ve başarımını ispatlamış çok güçlü sınıflandırıcı türleridir. Özellikle de genelleme yetenekleri, örüntü tanıma uygulamalarının çok büyük boyutlu verileri açısından önemlidir.

Şekil 5.1'de akıllı sınıflandırma yapısı gösterilmektedir. Eğitim verisi sınıflandırıcının hafızası içinde şifrelenir.



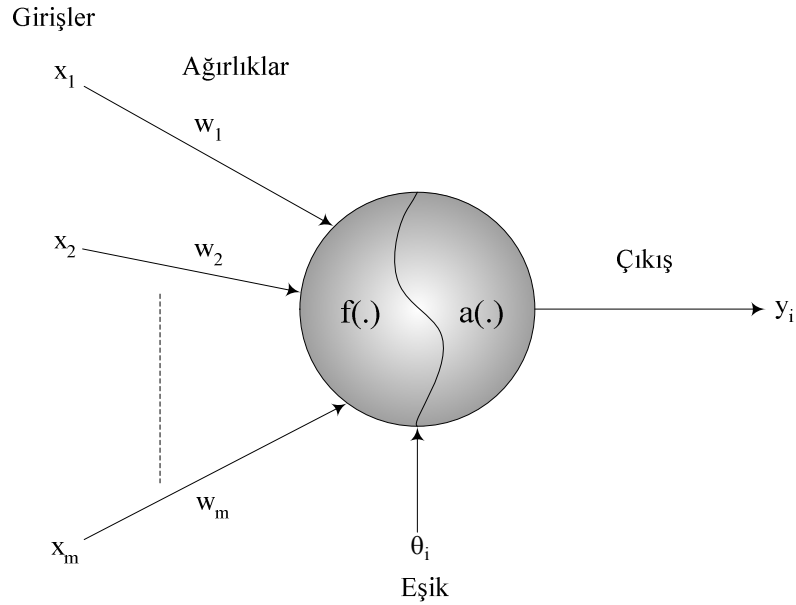
Şekil 5.1. Akıllı sınıflandırma yapısı

5.1. Yapay Sinir Ağı Sınıflandırıcıları

Örüntü tanımda yaygın bir şekilde sınıflandırıcı olarak kullanılan YSA, biyolojik nöron hücresinin yapısı ve öğrenme karakteristiklerinden esinlenerek geliştirilmiş bir hesaplama sistemidir. YSA aşağıdaki karakteristiklere sahip paralel bilgi işleme yapılarıdır [8, 70, 80] :

- Matematiksel modelleri biyolojik bir nörondan esinlenerek oluşturulmuştur.
- Çok sayıda birbirine bağlanan işlem elemanlarından oluşur.
- Bilgiyi bağlantı ağırlıklarıyla tutar.
- Bir işlem elemanı giriş uyarılarına dinamik olarak tepki verebilir ve tepki tamamen yerel bilgilere bağlıdır (ilgili işlem elemanını etkileyen bağlantılar ve bağlantı ağırlıkları yoluyla gelen giriş sinyali).
- Öğrenme, hatırlama ve genelleme yetenekleri eğitim verisi ile ayarlanan bağlantı ağırlıklarıyla sağlanır.

Şekil 5.2’de, biyolojik nörondan esinlenerek ortaya konmuş işlem elemanının basit bir matematiksel modeli gösterilmiştir. Bu modelde, i . işlem elemanının çıkışı denk.(5.1)’de verilmiştir.



Şekil 5.2. Bir nöron hücresinin matematiksel modeli

$$y(t+1) = a \left(\sum_{j=1}^m w_{ij} x_j(t) - \theta_i \right) \quad (5.1)$$

Burada θ_i , i . işlem elemanının eşik değerini ve $a(.)$ etkinleştirme fonksiyonunu temsil eder. İşlem elemanlarının bilgi işleme şekli, giriş ve çıkış olmak üzere iki kısımdan oluşur. Bir işlem elemanı dışarıdan almış olduğu x_j giriş bilgilerini bağlı bulundukları w_{ij} ağırlıkları üzerinden birleştirerek bir net değeri üretir. i . işlem elemanının net değeri denk. (5.2) ile hesaplanır.

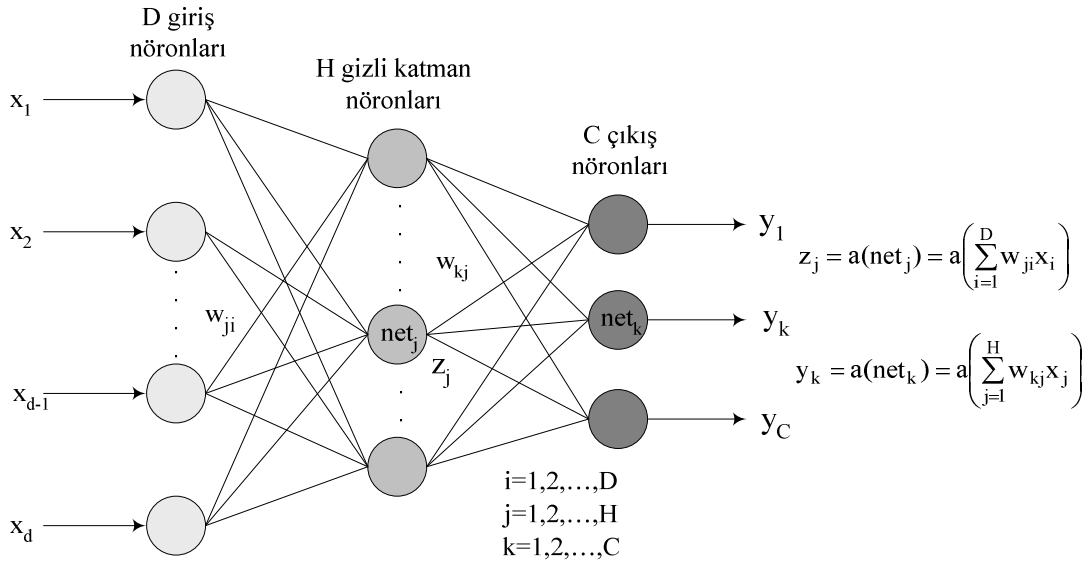
$$f_i \triangleq net_i = \sum_{j=1}^m w_{ij} x_j - \theta_i \quad (5.2)$$

Her bir işlem elemanının çıkış değeri üretebilmesi için, net değerinin bir $a(.)$ etkinleştirme fonksiyonundan geçirilmesi gereklidir. Etkinleştirme fonksiyonları işlem elemanlarının çok geniş aralıktaki çıkışını belirli aralıklara çekmek için kullanılmaktadır. Böylece her bir işlem elemanının tepkisi yumuşak olmaktadır ve bağlantı ağırlıklarının değişimlerinin de daha küçük değerlerde olması sağlanır. Dolayısıyla hata değişiminin ıraksaması engellenerek eğitim

sürecini kolaylaştıracak kararlılığa ulaşılabilir. Birim basamak, signum, rampa, tek ve çift yönlü sigmoid gibi fonksiyonlar yaygın olarak kullanılan bazı etkinleştirme fonksiyonlarıdır [81, 82].

Genel itibarıyla bir YSA'da, sinir ağının dış dünya ile bağlantısını kuran giriş katmanı, gelen bilgileri işleme kabiliyetine sahip ara katmanlar ve sinir ağının kararlarını dış dünyaya aktaran bir çıkış katmanı olmak üzere 3 tür katman bulunur. Giriş katmanında çoğunlukla bilgi işleme aşaması gerçekleştirilmez. Bu katmandaki işlem elemanları, aldıkları bilgiyi herhangi bir değişikliğe uğratmadan ara katmandaki işlem elemanlarına aktarırlar. Burada sözü edilen bilgi, sinir ağının işlem elemanları arasındaki bağlantı hatları üzerinde bulunan ağırlıklarla ifade edilir. Dolayısıyla bilgi, bütün ağı dağıtılmış demektir. Bu bilgiler, YSA'nın belleğidir veya diğer bir deyişle YSA eğitildikten sonra kullanılacağı sistem için bir veri tabanıdır.

Tüm YSA modellerini bir örüntü sınıflandırıcısı olarak kullanmak mümkündür. Fakat en yaygın kullanılan ve en güçlü örüntü sınıflandırıcısı çok katmanlı ileri beslemeli ağ olup, tüm YSA uygulamalarının yaklaşık %90' ını kapsamaktadır [8, 81, 83]. Şekil 5.3 çok katmanlı ileri beslemeli bir YSA modelini göstermektedir.



Şekil 5.3. Çok katmanlı ileri beslemeli YSA modeli

Yaygın olarak kullanılan çok katmanlı ileri beslemeli YSA'nın eğitiminde çeşitli eğitim algoritmaları kullanılmakla birlikte, en başarılı sonuçlar eğim düşme metoduna dayalı geri yayılım (backpropagation) algoritması ile elde edilmiştir [81]. Çok katmanlı YSA yapısı ve geri yayılım algoritması tüm YSA çalışmalarında geniş bir yer tutar. Çok katmanlı YSA yapısının kaç katmanlı olacağı ve katmanlarda kaç nöron bulunacağı, etkinleştirme fonksiyon türü seçimi genellikle uygulamalara bağlıdır.

Birçok mühendislik alanında olduğu gibi, güç kalitesi problemlerinin analizinde de bir sınıflandırma algoritması olarak YSA'nın farklı türleri kullanılmıştır [21, 22]. Fakat, geri yayılım algoritmasını kullanan çok katmanlı ileri beslemeli YSA sınıflandırıcılar en yaygın olanıdır [27, 28]. Ayrıca bu sınıflandırıcılar, örüntü tanıma sistemine yerleştirilecek yeni bir sınıflandırıcının başarımını test etmede referans (benchmark) sınıflandırıcı olarak da kullanılmaktadır [84]. Bu yöntem farklı birçok alanda sıkça kullanılan bir YSA türü olmasına rağmen, eğitim aşamasında yerel minimuma takılma, kullanılacak ara katman nöron sayısının, uygun öğrenme oranının ve etkinleştirme fonksiyonunun türünün farklı denemeler sonunda belirlenmesi ve eğitim sürelerinin uzun olması gibi bazı dezavantajlara da sahiptir [85, 86].

5.2. Destek Vektör Makine Sınıflandırıcıları

İlk olarak Vapnik ve çalışma arkadaşları [87] tarafından ikili sınıflandırma problemlerinin çözümünde kullanılan DVM'ler, istatistiksel öğrenme teoremine dayanan akıllı örüntü sınıflandırma yöntemidir. Vapnik'in teorisi, eğitim kümesindeki hata ile beraber, Vapnik-Chervonenkis (VC) boyutuna göre ifade edilen hipotez uzayının karmaşıklığını da indirgeyen çözümün bulunabileceğini göstermektedir. Bu bakımdan, DVM ile bulunan fonksiyon, veriye yakınlık ve çözümün karmaşıklığı arasındaki geçiştir [88].

DVM'de amaç, veri kümesini mümkün olduğu kadar iyi sınıflandıran en uygun ayırıcı düzlemin bulunmasıdır [87, 88]. Yani iki sınıf arasındaki uzaklığın maksimum olduğu durumun bulunması amaçlanmaktadır. Bu amaç, doğrusal olmayan örnek uzayının doğrusal olarak ayrılabilirliği yüksek boyuta aktarıldıktan sonra, farklı örnekler arasındaki maksimum sınırın bulunmasıyla gerçekleştirilir.

En uygun ayırıcı düzlem belirlendiğinde, genelleme yeteneği yüksek bir sınıflandırıcı elde edilebilir. Fakat bu verileri iki sınıfa ayıracak çok fazla sayıda düzlem bulunmaktadır. Öncelikle bu ayırıcı düzlem sayısı, sınıflar arası mesafe ölçüsüyle sınıf genişliği ölçüsünün çarpımı 1 olacak şekilde sınırlandırılmalı ve bu ayırıcı düzlemler arasında en uygun olanı bulunmalıdır. En uygun ayırıcı düzlem ise, her iki sınıfın en uç verileri arasındaki mesafenin (iki sınıfın destek vektörleri arasındaki mesafe) maksimum olduğu durumu sağlayan ayırıcı düzlemdir. Bu ayırıcı düzlem bahsedilen aralığın tam ortasından geçmelidir. Bu sınıflandırma mantığının temelini, her iki sınıfın uç noktalarında bulunan ve eğitim örneklerinin arasından seçilen destek vektörler oluşturmaktadır.

Geleneksel örüntü tanıma yöntemlerinde, eğitim kümesi üzerindeki başarımlar en üst seviyeye çıkarılmaya ve böylece deneysel risk en düşük seviyeye indirgenmeye çalışılır. DVM'ler deneysel ve yapısal risklerin ikisini de en düşük seviyeye indireyecek şekilde eğitilir.

Bu nedenle DVM'ler, YSA'daki gibi yerel çözümler yerine global çözümler üreterek, genelleme yeteneği yüksek sınıflandırıcıların tasarlanmasına imkan sağlarlar [89].

DVM'ler, doğrusal ve doğrusal olmayan DVM olmak üzere ikiye ayrılır. Doğrusal DVM'nin yapısındaki çekirdek fonksiyonu sadece giriş uzayının bir ürünüdür ve doğrusal olmayan çekirdek fonksiyonlarının kullanılmasına gerek yoktur. Doğrusal olmayan DVM'de ise, probleme uygun doğrusal olmayan bir çekirdek fonksiyonunun seçilmesine ihtiyaç vardır [90].

5.2.1. Doğrusal Destek Vektör Makineler

Doğrusal DVM'ler, doğrusal olarak ayrılabilen ve doğrusal olarak ayrılamayan verilerle işlem yapan DVM'ler olarak incelenmektedir. Doğrusal olarak ayrılabilme durumunda, eğitim için kullanılacak N elemandan oluşan bir veri kümesi $\{x_i, y_i\}, i = 1, 2, \dots, N$, olarak tanımlandığında, $y_i \in \{-1, +1\}$, etiket değerlerini ve d -boyutlu $x_i \in \mathbb{R}^d$ özellik vektörünü temsil etmek üzere, bu iki sınıfı temsil eden örnekler doğrudan bir ayırıcı düzlem ile ayrılabilir. DVM'nin amacı, verilen veri kümesini, tanımlanan etiketlere göre bir alt düzlemle ayırıp, aynı sınıfa ait bütün veri noktalarını alt düzlemin aynı tarafında bırakmaktır. Ayırıcı düzlem üzerindeki herhangi bir x noktası, w ayırıcı düzlemin normali ve $|b|/\|w\|$ ayırıcı düzlemin orijine dik uzaklığı olduğu kabul edildiğinde, DVM algoritması

$$f(x) = w^T x + b = 0 \quad (5.3)$$

ile tanımlanan en iyi ayırıcı düzlemi bulmaya çalışır. Bunun için eğitim kümesinin aşağıdaki bağıntıyı sağlaması gerekmektedir:

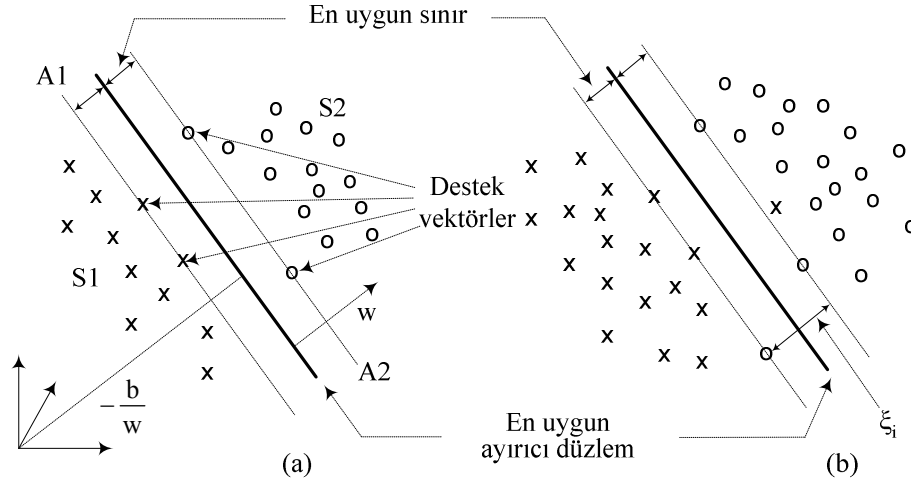
$$y_i = +1 \text{ için, } w^T x_i + b \geq +1 \quad (5.4)$$

$$y_i = -1 \text{ için, } w^T x_i + b \leq -1 \quad (5.5)$$

Bu eşitsizlikler bir arada ifade edildiğinde

$$y_i (w^T x_i + b) - 1 \geq 0 \quad i=0, 1, \dots, N \quad (5.6)$$

elde edilir. Burada en uygun ayırıcı düzlemi bulmak için w ve b değerleri hesaplanmalıdır. Doğrusal ayrılabilme durumuna ilişkin temsili gösterim Şekil 5.4(a)'da verilmiştir.



Şekil 5.4 (a) Doğrusal olarak ayrılabilme durumu (b) Doğrusal olarak ayrılamama durumu

Denk.(5.4)'ün S1 sınıfını ayıran A1 ayırıcı düzlemini oluşturan eşitsizlik, denk.(5.5) eşitsizliğinin ise aynı şekilde S2 sınıfını ayıran A2 ayırıcı düzlemini oluşturan eşitsizlik olduğu kabul edildiğinde; A1 ayırıcı düzleminin orijine dik uzaklığı $1 - |b|/\|w\|$ ve A2 ayırıcı düzleminin orijine uzaklığı $|-1 - b|/\|w\|$ olacaktır. Bu iki ayırıcı düzlemin en uygun ayırıcı düzleme uzaklıkları ise $|1|/\|w\|$ kadardır. Bir başka deyişle, iki örnek kümesi arasındaki uzaklık A1 ve A2 ayırıcı düzlemlerinin birbirlerine paralel olmalarından dolayı $|2|/\|w\|$ kadardır. Burada A1 ve A2 ayırıcı düzlemleri arasında eğitim verilerine ait hiçbir örnek bulunmadığına dikkat edilmelidir. Bu iki ayırıcı düzlem arasındaki maksimum uzaklık ise $\|w\|$ değerinin minimize edilmesiyle bulunabilir. DVM yöntemiyle yapılmaya çalışılan, bu iki ayırıcı düzlemin arasındaki uzaklığın (sınırın) maksimum olmasını sağlamaktır. Aralarındaki sınır maksimum olan ayırıcı düzlemlerin üzerinde yer alan noktalara ise destek vektörleri adı verilmektedir.

Bu iki düzlem arasında maksimum sınırın bulunması

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (5.7)$$

$$y_i(w \cdot x_i + b) - 1 \geq 0 \quad (5.8)$$

ile ifade edilir. Burada denk.(5.7) çözülecek problemi, denk.(5.8) ise problemin çözümü sırasında kullanılan koşulu ifade eder. Ayrıca, bu ifade ikinci dereceden bir optimizasyon problemidir. Problemin çözümü için Lagrange formülasyonu uygulanabilir. Lagrange formülasyonunun uygulanmasının iki sebebi vardır. Birincisi Lagrange çarpanlarının

hesaplanması daha kolaydır. İkincisi ise problemin doğrusal olmayan durum için de genelleştirilmesi daha uygundur [89]. Problemin Lagrange formülasyonu ise,

$$L_p = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i (w^T x_i + b) + \sum_{i=1}^N \alpha_i \quad (5.9)$$

şeklinde dir. Bu formülasyonda $\alpha_i \geq 0$ değerleri pozitif Lagrange çarpanları olarak adlandırılır. Ancak denk.(5.9)'da ifade edilen formülasyonun çözülmesi oldukça karmaşıktır. Çözümün bulunması için denk.(5.9), Karush-Kuhn-Tucker (KKT) şartları kullanılarak ikili probleme dönüştürülmelidir. Bu problem için KKT şartları;

$$\frac{\partial L_p}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_i \alpha_i x_i y_i \quad (5.10)$$

$$\frac{\partial L_p}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_i x_i y_i = 0 \quad (5.11)$$

şeklinde dir. Bu koşullar denk.(5.9)'da yerine yazılacak olursa

$$\begin{aligned} L_p &= \frac{1}{2} (w^T w) - w^T \sum_i \alpha_i y_i x_i - b \sum_i \alpha_i y_i + \sum_i \alpha_i \\ &= -\frac{1}{2} (w^T w) + \sum_i \alpha_i \\ &= \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \end{aligned} \quad (5.12)$$

ifadesi elde edilmiş olur. Denk.(5.12)'deki ifadenin çözümü $\alpha_i \geq 0$ koşulları altında ikinci dereceden optimizasyon problemi ile gerçekleştirilir. Burada dikkat edilirse, her eğitim örneği için bir tane Lagrange çarpanının olduğu görülür. Çözümde elde edilen Lagrange çarpanlarının büyük çoğunluğunun değeri sıfır olacaktır. Geriye kalan $\alpha_i \geq 0$ değerli x_i örnekleri destek vektörlerdir ve A1 veya A2 ayırıcı düzlemlerinin üzerinde yer alırlar. Lagrange çarpanı sıfır olan örnekler ise A1 veya A2 ayırıcı düzlemlerinin arka taraflarında kalan örneklerdir.

Yukarıda belirtilen işlemler eğitim örneklerinin tamamen ayrılabilir olması durumunda geçerlidir. Eğer, örnekler doğrusal olarak tamamen ayrılabilir durumda değilse, problemin çözümü için pozitif zayıflık değişkenleri $\xi_i = 1, 2, \dots, N$ kullanılır. Bu duruma ait en uygun ayırıcı düzlemin temsili gösterimi Şekil 5.4(b)'de verilmiştir. Bu duruma göre denk. (5.4) ve (5.5)'deki koşullar $\xi_i \geq 0$ olmak üzere zayıflık değişkenleri ile yeniden tanımlanacak olursa

$$y_i = +1 \text{ için, } w^T x_i + b \geq +1 - \xi_i \quad (5.13)$$

$$y_i = -1 \text{ için, } w^T x_i + b \leq -1 + \xi_i \quad (5.14)$$

şeklinde olacaktır. $\xi_i = 0$ olması durumunda x_i örneği doğru sınıflandırılmış, $\xi_i \geq 1$ ise yanlış sınıflandırılmış demektir.

Doğrusal olarak ayırlamama durumunda, eğitim verisi içindeki olası her duruma karşı bir çözüm üretilmesini engellemek için sisteme bir C düzenleme parametresi veya üst sınırı eklenir. Aynı zamanda bu üst sınır, Lagrange çarpanlarının alabilecekleri maksimum değeri de göstermektedir. Bu şekilde Lagrange çarpanlarının $0 \leq \alpha_i \leq C$ aralığında kalması sağlanmaktadır. C düzenleme parametresi, DVM'nin eğitim aşamasında belirlemesi gereken parametrelerden biridir. Bu doğrultuda Lagrange formülasyonu denk.(5.15) ile yeniden düzenlenmelidir:

$$L_p = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i \xi_i - \sum_i \alpha_i \{y_i (w^T x_i + b) - 1 + \xi_i\} - \sum_i \mu_i \alpha_i \quad (5.15)$$

Burada μ_i , zayıflık değişkenlerinin (ξ_i) pozitif değerde kalmasını sağlamak için kullanılmış bir Lagrange parametresidir. Bu Lagrange formülasyonunun çözümü için doğrusal ayrılabilir durumdaki gibi KKT şartları uygulandığında

$$\frac{\partial L_p}{\partial w} = w - \sum_i \alpha_i y_i x_i = 0 \quad (5.16)$$

$$\frac{\partial L_p}{\partial b} = -\sum_i \alpha_i y_i = 0 \quad (5.17)$$

$$\frac{\partial L_p}{\partial \alpha_i} = C - \alpha_i - \mu_i = 0 \quad (5.18)$$

ifadeleri elde edilir. Bu ifadeler denk.(5.15)'de yerlerine yazıldığı takdirde

$$L_d = \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \quad (5.19)$$

elde edilir. Burada, $0 < \alpha_i < C$ aralığında yer alan ve Lagrange çarpanlarına karşılık gelen x_i değerleri destek vektörleri temsil eder.

5.2.2. Doğrusal Olmayan Destek Vektör Makineler

Doğrusal olarak ayrılabilir veri kümesine ait bir problemin kolayca çözülebildiği ya da veriler doğrusal olmayan bir dağılıma sahip ise zayıflık parametreleri ile problemin çözümünün gerçekleştirilebildiği daha önceden ifade edilmişti. Doğrusal olmayan problemlerde çözümü bulmanın yolu ise, çekirdek fonksiyonları ile örneklerin öncelikle daha yüksek boyutlu ve doğrusal olarak ayrılacakları bir uzaya taşınıp çözümün bu yeni uzayda aranmasıdır. Bu durum $\Phi : \mathcal{R}^d \mapsto H$ olmak üzere, d boyutlu özellik uzayını bir H Öklid uzayına taşıyan Φ fonksiyonunun olduğu düşünülerek gerçekleştirilebilir. Böylece DVM'nin eğitim algoritması, H uzayındaki verilerin

$$\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) = K(x_i, x_j) \quad (5.20)$$

şeklindeki iç çarpımlarına bağlı olacaktır. Burada K çekirdek fonksiyonunu temsil eder. Böylece sınıflandırıcı, eğitimden sonra herhangi bilinmeyen bir x örneğini denk.(5.21)'deki karar fonksiyonuyla belirleyebilir.

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \Phi(x_i) \cdot \Phi(x) + b = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \quad (5.21)$$

Bu fonksiyonda N destek vektörlerin sayısını, x_i ise destek vektörleri belirtir.

DVM sınıflandırıcılar için kullanılacak çekirdek fonksiyonlarının, en uygun ayırıcı düzlemi bulmak için Mercer teoremini sağlaması gerekmektedir [91]. Bu çekirdek fonksiyonlarından bazıları Tablo 5.1'de verilmiştir. Literatürde farklı alanlarda çekirdek fonksiyonlarının sınıflandırma başarımını değerlendirmek üzerine bazı çalışmalar yapılmıştır. Bu çalışmalarda genellikle radyal tabanlı çekirdek fonksiyonlarıyla yüksek sınıflandırma başarımının elde edilebileceği vurgulanmıştır [92]. Çünkü, radyal tabanlı çekirdek fonksiyonları, seçilen parametre aralıklarına bağlı olarak, hem sigmoid çekirdek fonksiyonunun hem de doğrusal çekirdek fonksiyonunun özelliklerini gösterebilmektedir [93].

Daha önce de belirtildiği gibi, DVM ilk olarak iki sınıflı problemler için kullanılmıştır. Uygulamalarda sınıflandırma problemlerinin büyük bir bölümü ikiden fazla sınıftan oluştuğu için, çok sınıflı bir DVM sınıflandırıcısına ihtiyaç duyulmuştur.

Tablo 5.1. DVM sınıflandırıcılarda yaygın olarak kullanılan çekirdek fonksiyonları

Çekirdek türü	Çekirdek fonksiyonu	Parametreler
Doğrusal	$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$	-
Sigmoid	$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j - \delta)$	γ , kazanç, δ , dengeleme parametresi
Polinomal	$K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j + 1)^d$	d, fonksiyonun derecesi
Radyal tabanlı	$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\gamma \ x_i - x_j\ ^2\right)$	γ , fonksiyonun genişlik parametresi

5.2.3. Çok Sınıflı Destek Vektör Makineler

DVM temelde iki sınıflı problemlerin çözümü için kullanılan bir yöntem olmasına rağmen, son yıllarda geliştirilen yaklaşımlarla ikiden fazla sınıfa ait veri kümesini sınıflandırabilen ve çok sınıflı DVM (ÇDVM) olarak isimlendirilen yöntemler önerilmiştir [94, 95]. Bu yaklaşımlardan en önemlileri, bire karşı-diğerleri (BKD) ve bire karşı-bir (BKB) yöntemleridir. Temelde bu yaklaşımlar da, sınıf sayısına bağlı olarak ikili sınıflandırmalar yaparak çok sınıflı problemleri çözmektedir.

BKD yönteminde her örnek kümesi, geri kalan tüm örnekler bir kümeye aitmiş gibi kabul edilerek eğitilir. Yani S farklı sınıf olması durumunda, S tane eğitim işlemi yapılır. Test aşamasında ise gelen örneğin ait olduğu sınıf, bu eğitim verilerinden elde edilen destek vektörlerle kıyaslanarak bulunur [86, 96].

BKB yönteminde, sınıf sayısındaki her örnek kümesi diğer örnek kümeleriyle ayrı ayrı eğitilir. Yani S farklı sınıf olması durumunda $S(S-1)/2$ tane eğitim işlemi yapılır. Ardından test aşamasında, gelen örneğin bu sınıflardan hangisine ait olduğu, bütün eğitim işlemlerinin sonucunda bulunan destek vektörlerle kıyaslanarak bulunur. BKB yönteminde ikili sınıflandırma problemi,

$$\min_{w^{ij}, b^{ij}, \xi^{ij}} \frac{1}{2} (w^{ij})^T + C \sum_t \xi_n^{ij} (w^{ij})^T$$

$$(w^{ij})^T K(x, s) + b^{ij} \geq 1 - \xi_n^{ij}, \quad y_n = i \text{ ise}, \quad (5.22)$$

$$(w^{ij})^T K(x, s) + b^{ij} \leq 1 - \xi_n^{ij}, \quad y_n = j \text{ ise},$$

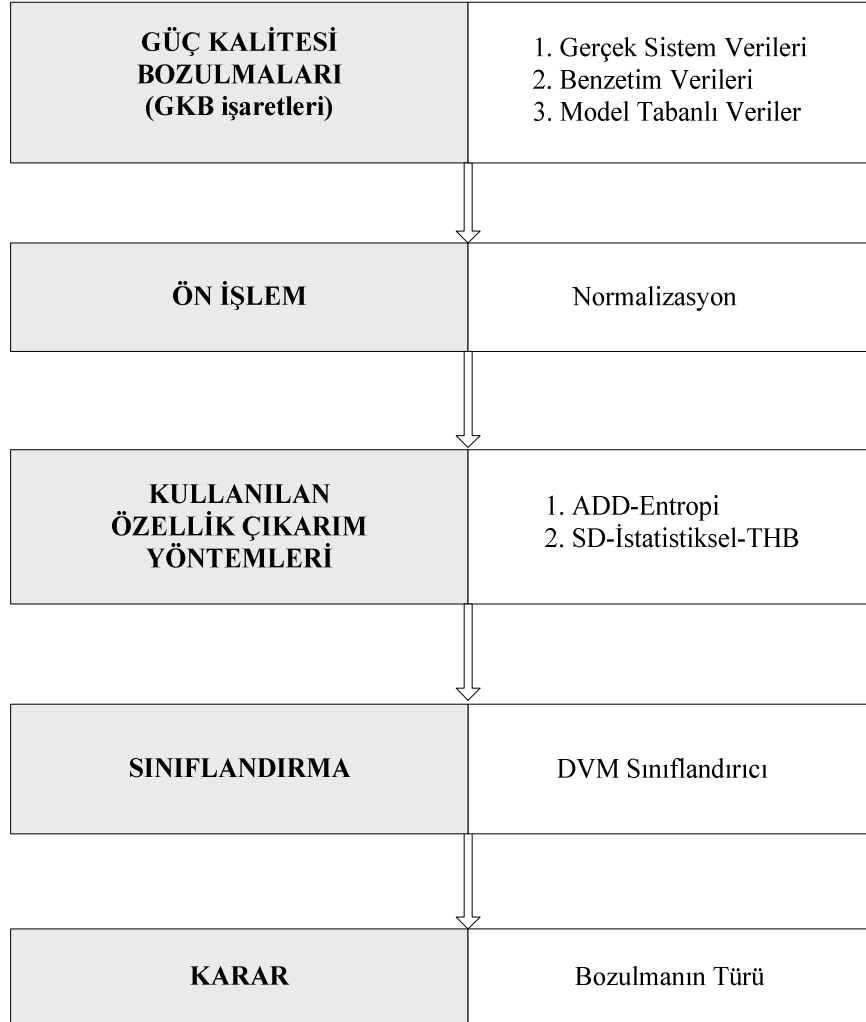
özölerek elde edilir. Burada $K(x,s)$ çekirdek fonksiyonu, (x_n, y_n) i. ya da j. eğitim örneđi, b eşik değeri ve C ise düzenleřtirme parametresidir. Eğitim örneklerinin hangi sınıfa ait olduđunu belirlemek için bir yarışma stratejisi uygulanır. Eğer bir x eğitim örneđinin i. sınıfa ait olduđuna karar verilirse, i. sınıfın puanı bir derece artırılır. Aksi durumda j. sınıfın puan hanesi bir derece artırılır. Bu işlemlerin sonucunda, hangi sınıfın puanı daha fazla ise x eğitim örneđinin kesin olarak o sınıfa ait olduđuna karar verilir [86].

ÇDVM sınıflandırma algoritmaları arasında yapılan bir karşılaştırma çalışmasında BKB yönteminin oldukça başarılı sonuçlar verdiđi görölmüşür [97].

Bölüm 2’den de göröldüğü gibi, farklı türden birçok GKB olayı olduđu göz önüne alındığında, ÇDVM yöntemi bu işaretlerin sınıflandırılması için ideal bir yaklaşım olarak görünmektedir.

6. GÜÇ KALİTESİNDEKİ BOZULMALARIN AKILLI ÖRÜNTÜ TANIMA ALGORİTMALARIYLA BELİRLENMESİ

Bu bölümde, elde edilen özellik çıkarım yöntemlerinin, GKB işaretlerinin sınıflandırılmasında göstermiş oldukları başarımlar ve kullanılabilirlik değerlendirilmiştir. Ayrıca hızlı ve yüksek genelleme yeteneğine sahip DVM sınıflandırıcının, GKB sınıflandırma çalışmalarında son derece etkin sonuçlar verdiği gösterilmiştir. Şekil 6.1, önerilen akıllı GKB tanıma sisteminin genel blok diyagramını göstermektedir. Alt bölümlerde ise şekilde gösterilen her bir bloğun işlevi verilmiştir.



Şekil 6.1. Önerilen akıllı GKB tanıma sisteminin genel blok diyagramı

6.1. Güç Kalitesi Bozulma İşaretleri

Sınıflandırma sistemi için kullanılacak verilerin güvenilir ve yeterli sayıda olması, en önemlisi de güç sistemlerinde sıkça karşılaşılan GKB işaretlerini kapsamı gerekmektedir. Bu amaçla, üç farklı veri kümesi oluşturulmuş ve önerilen sınıflandırma sisteminin başarımı bu veri kümeleriyle yapılan çalışmalarda gösterilmiştir. Bu verilerin özellikleri aşağıdaki alt bölümlerde ayrıntılı bir şekilde ifade edilmiştir.

6.1.1. Gerçek Güç Sistemi Ölçüm Verileri

Gerçek bir güç sistemi, farklı seviyelerde gürültüler, dengesizlikler, farklı frekans içerikli işaretleri de kapsayacak bütün dinamik davranışları yapısında bulundurabilir. Böylece, bir GKB tanıma sistemi için önerilen algoritmaların başarımını değerlendirmede gerçek sistem verileriyle çalışmak son derece önemlidir.

Bu çalışmada, (Güç Kalitesi Milli Projesi olarak isimlendirilen, TEİAŞ, Tübitak Uzay, ODTÜ, HÜ, YTÜ ve DEÜ ile birlikte yürütülen proje kapsamında) Türkiye iletim şebekesinin farklı bir çok bölgesinden alınan ölçüm verileri çalışmanın başarımını değerlendirmek amacıyla kullanılmıştır. Projede ilk olarak Türkiye iletim şebekesinin yaklaşık 150 farklı noktasından mobil ölçüm araçlarıyla bir haftalık ölçümler yapılmıştır. Bu ölçümlerden genel olarak Türkiye'nin güç kalitesi profili çıkarılmıştır. Daha sonra, mobil ölçüm sonuçlarına göre sorunlu bölgelere, sabit izleme cihazları yerleştirilmiştir. Bu bölgelerden alınan veriler, çevrimiçi olarak internet üzerinden Ankara'da Ulusal Güç Kalitesi İzleme Merkezi olarak isimlendirilen merkezde biriktirilmekte ve incelemeler yapılabilmektedir [4].

Çevrimiçi olarak çalışan güç kalitesi izleme cihazı prototiplerinin bağlı oldukları trafo merkezleri ve fiderler aşağıda sıralanmıştır.

- Ankara Macunköy Trafo Merkezi (154 kV primer ve 34.5 kV sekonder)
- Ankara Balgat Trafo merkezi (154 kV primer ve 34.5 kV sekonder)
- Ankara Esenboğa Trafo Merkezi (154 kV primer ve 34.5 kV sekonder)
- İzmir Almak Trafo Merkezi (154 kV primer ve 34.5 kV sekonder)
- İzmir Alçuk Trafo Merkezi (154 kV primer ve 34.5 kV sekonder)
- İzmir Habaş Trafo Merkezi (154 kV primer ve 34.5 kV sekonder)

Bu çalışmada, hem mobil ölçümlerden hem de sabit izleme cihazlarından alınan veriler kullanılmıştır. Dalga şekli kaydedilen GKB türleri ve bunlara ait veri sayıları Tablo 6.1'de verilmiştir. Ayrıca Tablo 6.1'de sınıflandırma aşamasında kullanılacak olan her GKB türünün sınıf etiket numaraları da gösterilmiştir. Bu GKB türlerine ait işaretlerin örnekleme frekansı 3.2

kHz'dir. İşaretler için pencere genişliği, 1 periyot bozulma öncesi, maksimum 8 periyot bozulma süresi ve 1 periyot da bozulma sonrası olmak üzere toplam 10 periyot olacak şekilde düzenlenmiştir. Tez içerisinde bu veri kümesi VK-1 olarak isimlendirilecektir.

Tablo 6.1. Gerçek güç sistemi ölçümlerinden elde edilen GKB türleri ve işaretlerin sayısı

GKB türü	Sınıf etiketi	İşaretlerin sayısı
Normal sinüs	S1	100
Gerilim çökmesi	S2	125
Gerilim sıçraması	S3	65
Anlık gerilim kesintisi	S4	40
Gerilim kırışması	S5	50
Harmonik bozulma	S6	80
Toplam		460

6.1.2. Benzetimlerden Elde Edilen Veriler

Bu tezde benzetim çalışmalarıyla veri üretmenin temel amaçları aşağıda belirtilmiştir.

- IEEE-1159 standartlarında belirtilen farklı bir çok ihtimali de göz önünde bulundurarak, geniş aralıkta veri üretmek ve bu duruma karşı önerilen sistemin başarımını test etmek.
- Ulusal Güç Kalitesi İzleme Merkezi veri tabanında bulunmayan farklı GKB türlerinin yanında, literatürde karmaşık bozulma olarak isimlendirilen, birden fazla bozulma içeren GKB türlerinin de önerilen tanıma sistemiyle sınıflandırılabilceğini göstermek.
- Özellik çıkarım yöntemlerinin ayırt edebilme yeteneğini kapsamlı bir şekilde incelemek.

Benzetim uygulamaları için ATP/EMTP yazılımı kullanılmıştır. ATP/EMTP, güç sistemlerini modellemede gerçeğe yakın sonuçların elde edilebildiği ve literatürde yaygın bir şekilde kullanılan bir paket programdır [98, 99]. Bu çalışmada, bu program kullanılarak bir güç sistemi modeli oluşturulmuş ve farklı noktalarda arızalar oluşturularak, sistemin güç kalitesini etkileyen farklı özellikli doğrusal olmayan yükler ve kompanzasyon amacıyla kullanılan kapasitör grupları yerleştirilerek farklı GKB türleri elde edilmiştir. ATP programı yardımıyla oluşturulan örnek güç sistemi modeli, bu güç sistemine ait veriler ve farklı GKB türleri oluşturmak için kullanılan modellerin özellikleri EK-1'de sunulmuştur. Benzetim çalışmalarıyla

elde edilen GKB türleri ve bu türlere ait işaret sayıları Tablo 6.2’de verilmiştir. Benzetimlerde kullanılan örnekleme frekansı ve pencere genişliği, gerçek ölçüm verileriyle uyumlu olması için aynı seçilmiştir. Tez içerisinde bu veri kümesi VK-2 olarak isimlendirilecektir.

Tablo 6.2. Benzetim çalışmalarından elde edilen GKB türleri ve işaretlerin sayısı

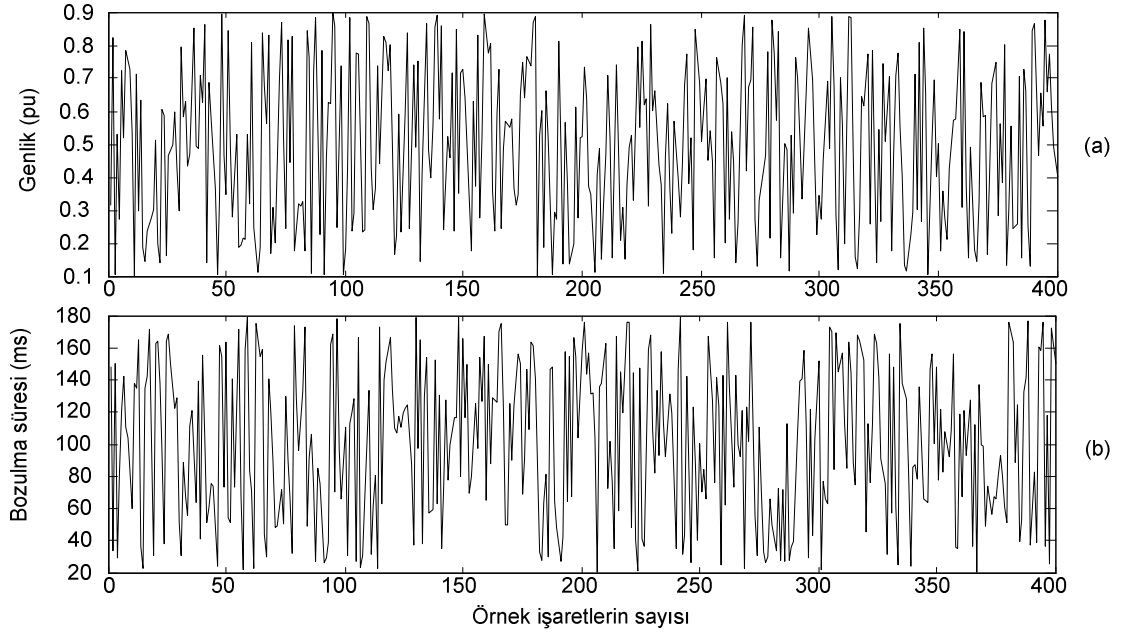
GKB türü	Sınıf etiketi	İşaretlerin sayısı
Normal sinüs	S1	200
Gerilim çökmesi	S2	200
Gerilim sıçraması	S3	200
Anlık gerilim kesintisi	S4	200
Gerilim kırışması	S5	200
Salınlımlı geçici durum	S6	200
Harmonik bozulma	S7	200
Harmonikli gerilim çökmesi	S8	200
Harmonikli gerilim sıçraması	S9	200
Toplam		1800

6.1.3. Matematiksel Modellerden Elde Edilen Veriler

Geçmiş yıllarda, önerilen GKB sınıflandırma sistemlerinin başarımını karşılaştırmak için standart bir referans (benchmark) veri bankasının olmaması, bu alanda yapılan bazı çalışmaların geçerliliğini sınırlandırmıştır. Bu sorunu en aza indirmek amacıyla, güç sistemlerinde sıkça karşılaşılan ve GKB işaretlerini yaklaşık olarak temsil eden matematiksel modele dayalı veri üretim yaklaşımı önerilmiştir [35]. Daha sonra bu modellere dayalı veri üretim yaklaşımı, farklı çalışmalarda önerilen yöntemlerin geçerliliğini gösterme ve karşılaştırma amacıyla kullanılmıştır [30, 35, 40, 43, 77, 100]. Bu matematiksel modeller ve kontrol parametreleri Tablo 6.3’de verilmiştir. Tablo 6.3’de GKB işaretleri elde etmek için kullanılan kontrol parametreleri IEEE 1159 standartlarında belirtilen aralıklar içerisinde yer almaktadır. Tablo 6.3’deki modellere dayalı olarak üretilen GKB türleri ve bunlara ait veri sayıları Tablo 6.4’de verilmiştir.

Matematiksel modelden veri üretimi belirtilen aralıklarda tamamen rast gele parametre değişimiyle gerçekleştirilir. Daha önceden ifade edildiği gibi, örneğin bir gerilim çökmesi işareti, bozulma esnasında genlikteki azalış ve bozulmanın süresine göre karakterize edilir. 400 farklı gerilim çökmesi işareti elde edilirken kullanılan rast gele parametreler Şekil 6.2’de verilmiştir. Bu verilerin tamamı karşılaştırma amacıyla kullanılacağı için, literatürde bu yaklaşımla veri üreten çalışmaların işaret üretim adımları referans alınmıştır [35]. Şebeke frekansı referans alınmak üzere, modele dayalı veri üretiminde örnekleme frekansı 12.8 kHz,

pencere genişliği 1 periyot bozulma öncesi, maksimum 8 periyot bozulma süresi ve 1 periyot da bozulma sonrası olmak üzere toplam 10 periyot (200 ms) olacak şekilde düzenlenmiştir. Tez içerisinde bu veri kümesi VK-3 olarak isimlendirilecektir.



Şekil 6.2. 400 farklı gerilim çökmesi işareti oluşturmak için kullanılan rast gele parametreler (a) Bozulma esnasında genlikteki azalış (b) Bozulma süresi

Tablo 6.3. Matematiksel modele dayalı veri üretimi için kullanılan denklemler ve parametreleri

GKB türü	Matematiksel model	Kontrol parametreleri
Normal sinüs	$y(t) = A \sin(\omega t)$	$A = 1(\text{pu}), f = 50\text{Hz}$
Gerilim çökmesi	$y(t) = A(1 - \alpha(u(t - t_1) - u(t - t_2))) \sin(\omega t)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.9; T \leq t_2 - t_1 \leq 9T$
Gerilim sıçraması	$y(t) = A(1 + \alpha(u(t - t_1) - u(t - t_2))) \sin(\omega t)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.8; T \leq t_2 - t_1 \leq 9T$ $t_1 < t_2, u(t) = \begin{cases} 1, t \geq 0 \\ 0, t < 0 \end{cases}$
Kesinti	$y(t) = A(1 - \alpha(u(t - t_1) - u(t - t_2))) \sin(\omega t)$	$0.9 \leq \alpha \leq 1; T \leq t_2 - t_1 \leq 9T$
Harmonik bozulma	$y(t) = A(\alpha_1 \sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t) + \dots + \alpha_5 \sin(5\omega t) + \alpha_7 \sin(7\omega t))$	$0.05 \leq \alpha_3 \leq 0.15, 0.05 \leq \alpha_5 \leq 0.15,$ $0.05 \leq \alpha_7 \leq 0.15; \sum \alpha_i^2 = 1$
Harmonikli gerilim çökmesi	$y(t) = A(1 - \alpha(u(t - t_1) - u(t - t_2))) (\alpha_1 \sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t) + \alpha_5 \sin(5\omega t))$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.9; T \leq t_2 - t_1 \leq 9T$ $0.05 \leq \alpha_3 \leq 0.15, 0.05 \leq \alpha_5 \leq 0.15; \sum \alpha_i^2 = 1$
Harmonikli gerilim sıçraması	$y(t) = A(1 + \alpha(u(t - t_1) - u(t - t_2))) (\alpha_1 \sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t) + \alpha_5 \sin(5\omega t))$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.8; T \leq t_2 - t_1 \leq 9T$ $0.05 \leq \alpha_3 \leq 0.15, 0.05 \leq \alpha_5 \leq 0.15; \sum \alpha_i^2 = 1$

Tablo 6.4. Matematiksel modele dayalı elde edilen GKB türleri ve işaretlerin sayısı

GKB türü	Sınıf etiketi	İşaretlerin sayısı
Normal sinüs	S1	400
Gerilim çökmesi	S2	400
Gerilim sıçraması	S3	400
Anlık gerilim kesintisi	S4	400
Harmonik bozulma	S5	400
Harmonikli gerilim çökmesi	S6	400
Harmonikli gerilim sıçraması	S7	400
Toplam		2800

6.2. Normalizasyon

GKB işaretleri denk.(6.1) kullanılarak normalize edilmiştir. Böylece, farklı gerilim seviyelerindeki GKB işaretleri per unit (pu) olarak ifade edilen birim genlik değerinde ölçeklendirilmiştir.

$$GKB = \frac{GKB}{\max(|GKB[n]|)} \quad (6.1)$$

Burada n, incelenen GKB işaretinin bozulma olmadan önceki ilk periyodunun örnek sayısıdır.

6.3. Özellik Çıkarım Yöntemlerinin Ayırt Edebilme Yeteneğinin İncelenmesi

ADD-Entropi ve SD-İstatistiksel-THB temelli özellik çıkarım yöntemlerinden, Bölüm 4’de ayrıntılı bir şekilde bahsedildiği için bu aşamada, sadece özellik çıkarım yöntemlerinin GKB işaretlerini ayırt edebilme yeteneği kümeleme yaklaşımıyla görsel olarak incelenmiştir. Ayrıca farklı bozulma türleri içerisinde rast gele seçilen örnek işaretler ile, işaretlere özgü tanımlayıcı karakteristikler de gösterilmiştir.

İşaretlerin ayırt edebilme yeteneği, her özellik çiftinin dağılımı bir kümeleme yaklaşımıyla tüm olası ihtimaller de göz önünde bulundurularak gözden geçirilmiştir. Temelde bu yaklaşım da bir sınıflandırma işlemi olmasına rağmen oldukça zahmetli ve zaman alıcı bir süreçtir. Burada esas amaç, sadece GKB işaretlerini temsil eden özelliklerin ayırt edebilme yeteneğini göstermek ve baskın özellikleri ön plana çıkarmaktır.

6.3.1. ADD Temelli Özellik Çıkarım Yönteminin Ayırt Edebilme Yeteneğinin İncelenmesi

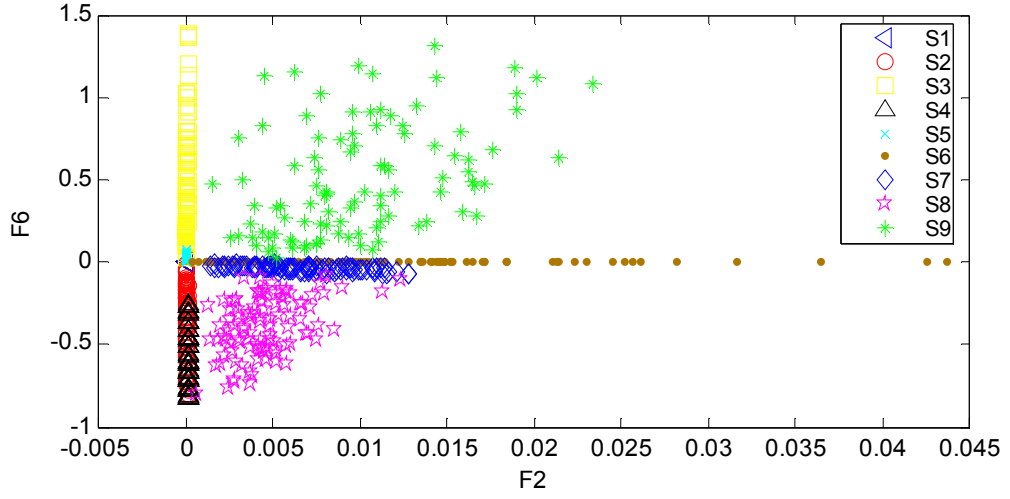
Burada ADD-Entropi temelli özellik çıkarım yönteminin GKB işaretlerini ayırt edebilme yeteneği geleneksel kümeleme yaklaşımıyla incelenmiştir.

Normal sinüs şeklindeki işaretlerin yanında, her bozulma türünden farklı başlangıç-bitiş süreli, farklı genlik değerli ve farklı frekans içerikli 100 tane GKB işareti benzetim çalışmalarıyla elde edilmiştir.

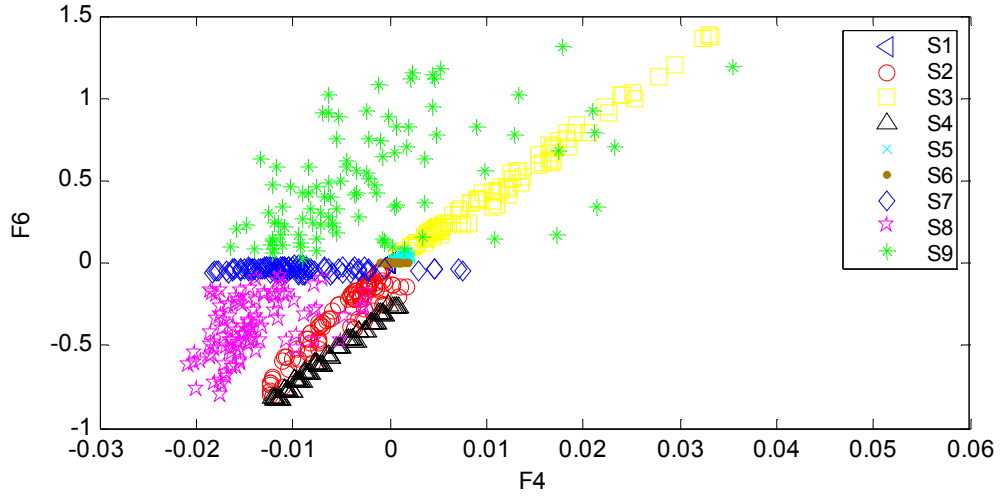
Tablo 6.2’den görüldüğü gibi her GKB türünü S1, S2,...,S9 sınıf etiket numaraları temsil etmektedir. Her GKB işaretinin özellikleri F1, F2, ..., F9 olmak üzere toplam 900 işaretin özellik çıkarım işlemi, Bölüm 4.1’de ADD-Entropi özellik çıkarım yöntemi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Tüm olası ihtimaller göz önünde bulundurularak, kümeleme yaklaşımıyla incelenen özellik çiftlerinin dağılımı Tablo 6.5’de verilmiştir. Tablo içerisinde büyük oranda birbirinden ayırt edilen özellik çiftlerine ait sınıflar ‘*’ sembolüyle belirtilmiş ayırt edilemeyen (örtüşen) sınıflar ise boş bırakılmıştır. Tablo 6.5’e göre F2-F6, F4-F6 ve F6-F9 özellik çiftlerinin, GKB türlerini ayırt etmede iyi sonuçlar ortaya çıkardığı görülmüştür. GKB türlerini ayırt etmede bu 4 özelliğin (F2, F4, F6, F9) baskın özellikler olduğu söylenebilir. Baskın özellik çiftlerinin dağılımları Şekil 6.3-6.5’de verilmiştir. Ayrıca her bozulma türü içerisinde rast gele seçilen 20 farklı örnek işaret ile işaretlere özgü tanımlayıcı karakteristikler gösterilmiştir. Şekil 6.6, her GKB türünün ayırt edici karakteristiğini yansıtan özelliklerin dağılımını göstermektedir.

Tablo 6.5. ADD-Entropi özellik çiftlerinin ayırt edebilme yeteneği

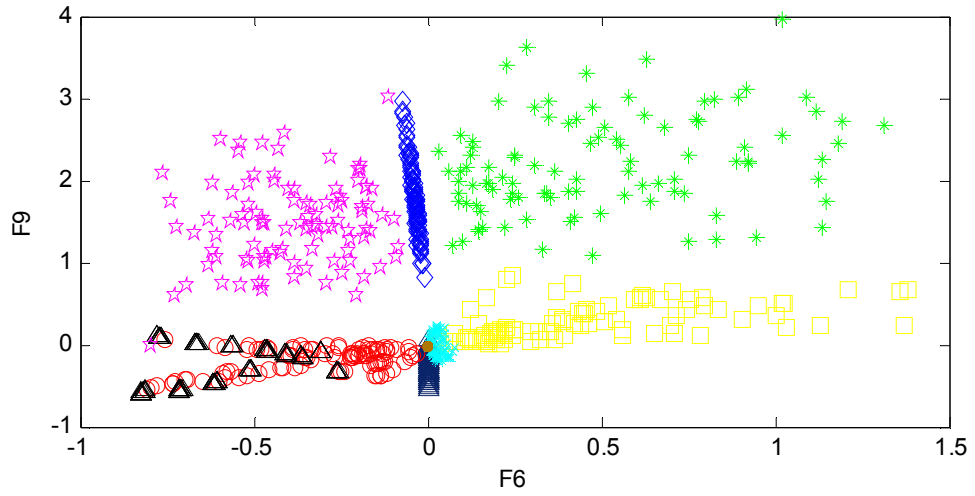
Özellik çiftleri	GKB sınıfları								
	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9
F1F2						*	*		
F1F3						*	*	*	*
F1F4						*	*	*	*
F1F5			*				*	*	*
F1F6		*	*	*			*		*
F1F7	*		*			*			
F1F8			*		*		*		
F1F9	*		*				*		*
F2F3	*					*	*		
F2F4	*					*	*	*	*
F2F5	*		*			*	*	*	*
F2F6	*	*	*			*	*	*	*
F2F7	*					*	*	*	*
F2F8	*	*	*	*				*	*
F2F9	*	*		*	*			*	
F3F4						*	*		
F3F5						*	*	*	*
F3F6	*		*				*	*	*
F3F7	*		*			*	*	*	*
F3F8	*					*		*	
F3F9	*					*		*	*
F4F5			*				*	*	*
F4F6		*	*	*		*	*	*	*
F4F7			*			*		*	*
F4F8	*				*		*	*	*
F4F9	*				*	*	*	*	*
F5F6	*	*	*	*			*	*	*
F5F7	*		*				*	*	*
F5F8	*		*		*				
F5F9	*				*	*			
F6F7	*		*					*	*
F6F8	*		*			*	*	*	*
F6F9	*		*		*	*	*	*	*
F7F8	*		*		*		*	*	*
F7F9	*		*		*				
F8F9	*		*		*				



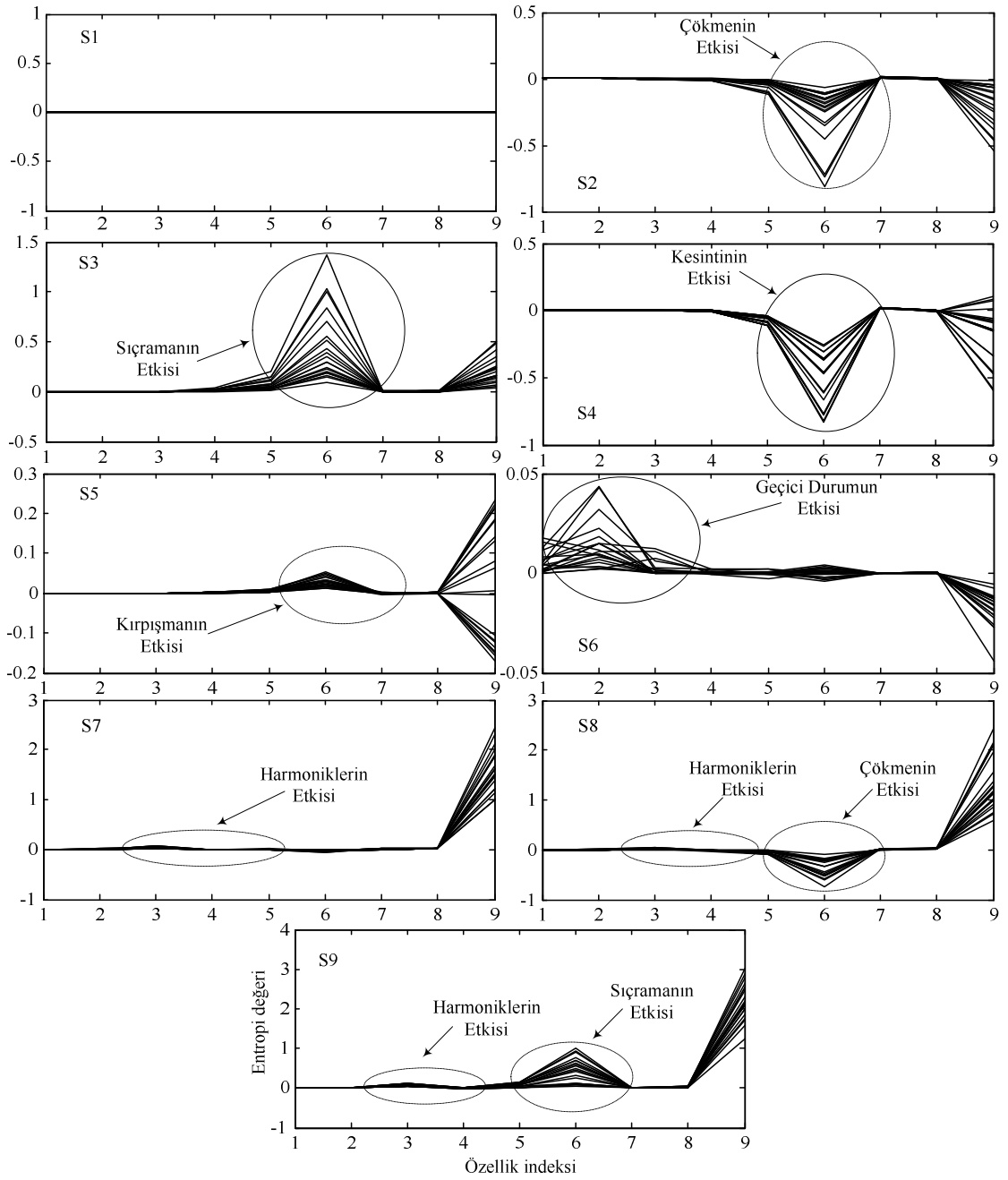
Şekil 6.3. F2-F6 özellik çiftinin dağılımı



Şekil 6.4. F4-F6 özellik çiftinin dağılımı



Şekil 6.5. F6-F9 özellik çiftinin dağılımı



Şekil 6.6. ADD-Entropi özellik çıkarım yöntemiyle GKB türlerinin ayırt edici karakteristiğini yansıtan özelliklerin dağılımı

Gerilim çökmesi, gerilim sıçraması ve anlık gerilim kesintisi (S2, S3 ve S4) işaretleri, şebeke frekansından farklı bir frekans bileşeni içermez. Şekil 6.6'dan görüldüğü gibi, 6. seviye özelliğinin entropi değerleri S2 ve S4 işaretlerinde negatif değerlere, S3 işaretlerinde ise pozitif değerlere sahiptir. Bu nedenle, şebeke frekansının frekans bandına karşılık gelen 6. seviye özelliğinin entropi değerleri bu işaretleri karakterize etmede önemli yere sahiptir. Fakat benzer özellikler gösteren S2 ve S4 işaretlerini bu yaklaşımla görsel olarak ayırt etmek oldukça zordur.

Bu işaretlerin ayırt edilmesinde, 6. seviye özelliğinin entropi değerindeki bazı farklılıklar ve S4 işaretinin 9. seviye özelliğinin pozitif değerler alması önemli rol oynar.

Gerilim kırışması (S5) gibi şebeke frekansının altında modülasyonlu frekans içeriğine sahip işaretlerin karakteristiği, 6. ve 7. seviyelerdeki özelliklerin entropi değerlerinden ayırt edilebilir. Ayrıca 9. seviye entropi değerindeki değişim de S5 işaretlerini ayırt etmede belirgin bir özellik olduğu söylenebilir.

Salınımlı geçici durumlar (S6) genellikle şebeke frekansının 10-20 katı frekans içeriğine sahip olabilir. Bu nedenle S6 işaretlerinin en belirgin ayırt edici özellikleri 1. ve 2. seviye özelliklerinin entropi değerindeki değişimlerden ortaya çıkmaktadır. Ayrıca 9. seviye entropi değerinin diğer GKB türlerine göre daha düşük değere sahip olması bu işaretin ayırt edilmesinde önemli bir özelliktir.

Harmonik içerikli işaretler (S7, S8 ve S9) içinde şebeke frekansından yüksek frekanslı bileşenler bulunduğu için, 3., 4. ve 5. seviyelerdeki enerji dağılımlarında bir farklılık görülmektedir. 5. ve 7. harmoniklerden dolayı özellikle 3. ve 4. seviye özelliklerinin entropi değerindeki değişim, bu işaretlerin karakteristiğini yansıtmada önemli rol oynar. Harmonik bozulmanın yanında farklı bozulmalar da içeren S8 ve S9 işaretleri, S2 ve S3 işaretlerindeki gibi 6. seviye özellikleriyle karakterize edilebilir. Ayrıca 9. seviye özelliğinin entropi değerinin diğer GKB türlerine göre yüksek olması harmonik içerikli işaretlerin ayırt edilmesinde önemli bir yeri vardır.

6.3.2. SD Temelli Özellik Çıkarım Yönteminin Ayırt Edebilme Yeteneğinin İncelenmesi

Burada, SD-İstatistiksel-THB temelli özellik çıkarım yöntemlerinden elde edilen özellik vektörünün farklı GKB türlerini ayırt edebilme yeteneği incelenmiştir.

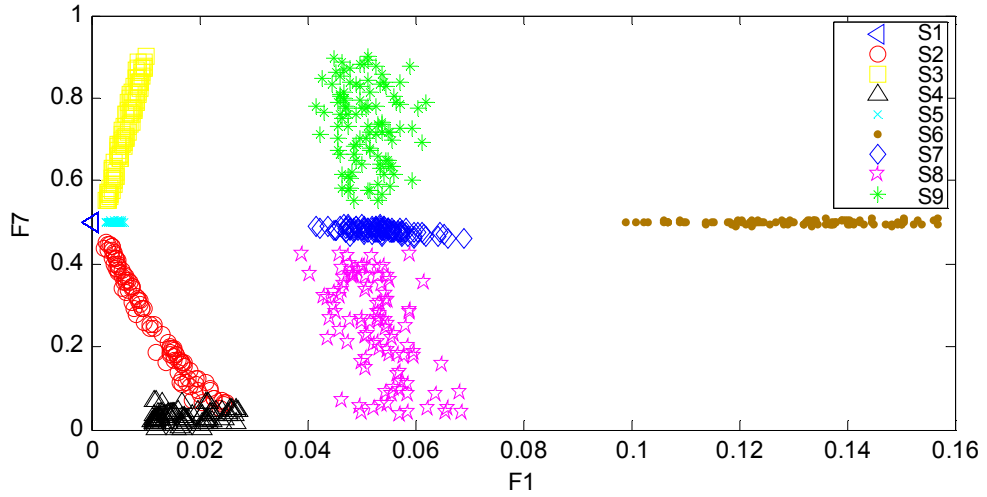
ADD temelli özellik çıkarım yönteminde kullanılan GKB işaretleri bu özellik çıkarım yöntemi için de kullanılmıştır. Burada her GKB işaretinin özellikleri F1, F2, ..., F12 olmak üzere toplam 900 işaretin özellik çıkarım işlemi bölüm 4.2’de SD-İstatistiksel-THB yöntemi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Kümeleme yaklaşımıyla incelenen bu yönteme ait özellik çiftlerinin dağılımı Tablo 6.6’da verilmiştir.

Tablo 6.6’dan görüldüğü gibi, SD-İstatistiksel-THB özellik çıkarım yönteminden elde edilen F1-F7, F5-F9, F5-F12, F7-F12 özellik çiftleri farklı GKB türlerini ayırt etmede oldukça iyi sonuçlar ortaya çıkarmıştır. Dolayısıyla bu 5 özelliğin (F1, F5, F7, F9, F12) baskın özellikler olduğu sonucuna varılabilir. Bu özellik çiftleriyle 9 farklı GKB türünün dağılımı Şekil 6.7-6.10’da verilmiştir. Şekil 6.11 ise, her GKB türünün ayırt edici karakteristiğini yansıtan özelliklerin dağılımını göstermektedir.

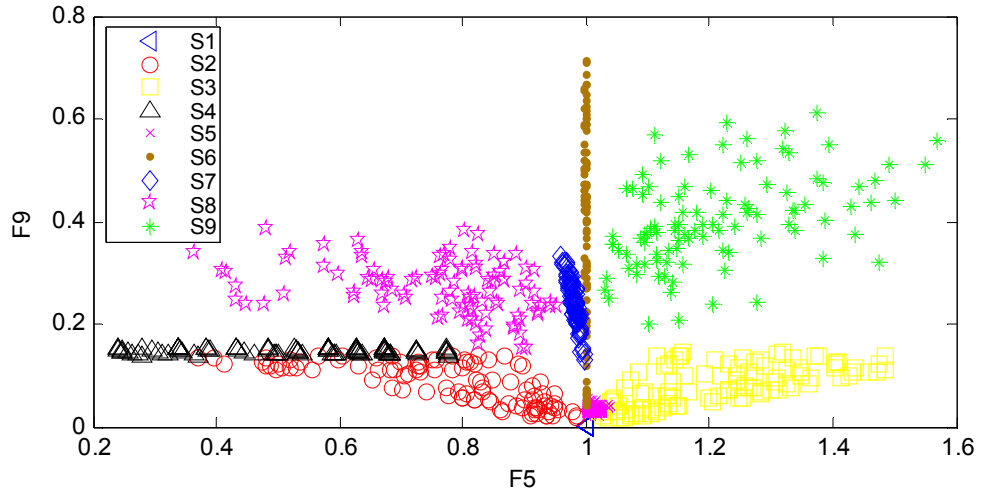
Tablo 6.6. SD-İstatistiksel-THB özellik çiftlerinin ayırt edebilme yeteneği

Özellik çiftleri	GKB sınıfları								
	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9
F1F2	*			*					
F1F3	*		*		*	*			*
F1F4						*	*	*	*
F1F5	*		*		*	*	*	*	*
F1F6	*				*	*			
F1F7	*		*		*	*	*	*	*
F1F8	*				*				
F1F9	*					*			
F1F10						*			
F1F11						*			
F1F12						*			
F2F3						*			*
F2F4		*		*		*	*	*	*
F2F5	*					*	*		
F2F6						*	*	*	*
F2F7					*	*	*	*	*
F2F8	*					*			
F2F9	*					*			
F2F10	*					*			
F2F11						*			
F2F12						*			
F3F4	*				*	*	*	*	
F3F5	*				*	*	*	*	
F3F6	*				*	*	*	*	
F3F7	*				*	*	*	*	
F3F8	*		*		*				*
F3F9	*		*		*				*
F3F10	*					*			
F3F11	*					*			
F3F12	*					*			*
F4F5				*	*		*		
F4F6				*	*		*		
F4F7					*		*		

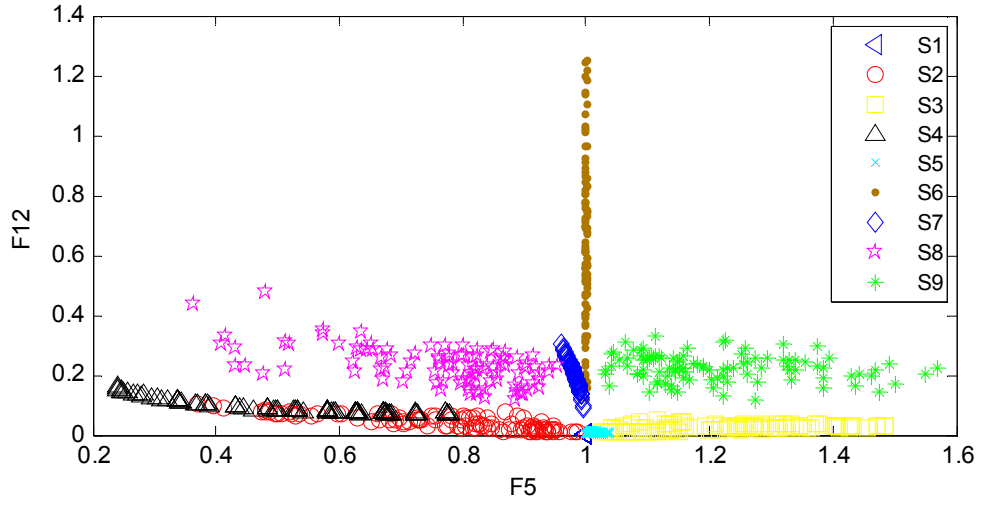
Özellik çiftleri	GKB sınıfları								
	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9
F4F8	*	*		*	*			*	
F4F9	*	*		*	*			*	
F4F10	*					*			
F4F11	*					*	*		
F4F12	*		*				*	*	
F5F6	*			*	*	*			
F5F7							*		
F5F8	*		*				*	*	*
F5F9	*	*	*	*			*	*	*
F5F10	*			*	*	*	*		
F5F11	*			*	*	*	*		
F5F12		*	*	*	*	*	*	*	*
F6F7	*				*	*	*		
F6F8	*					*	*		
F6F9	*					*	*		
F6F10	*					*	*		
F6F11	*					*	*		
F6F12	*					*	*		
F7F8			*					*	*
F7F9			*				*	*	*
F7F10	*	*			*	*	*		
F7F11	*	*		*	*	*	*		
F7F12		*	*	*		*	*	*	*
F8F9	*	*				*	*		
F8F10							*		
F8F11	*	*					*		
F8F12	*	*				*			
F9F10	*	*					*		
F9F11	*	*					*		
F9F12	*	*					*		
F10F11						*	*		
F10F12	*	*					*		
F11F12	*	*					*		



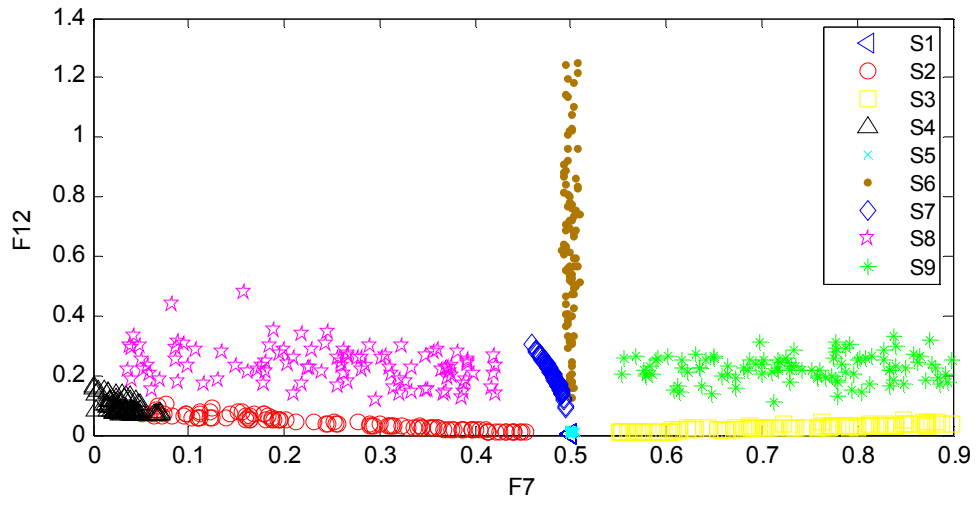
Şekil 6.7. F1-F7 özellik çiftinin dağılımı



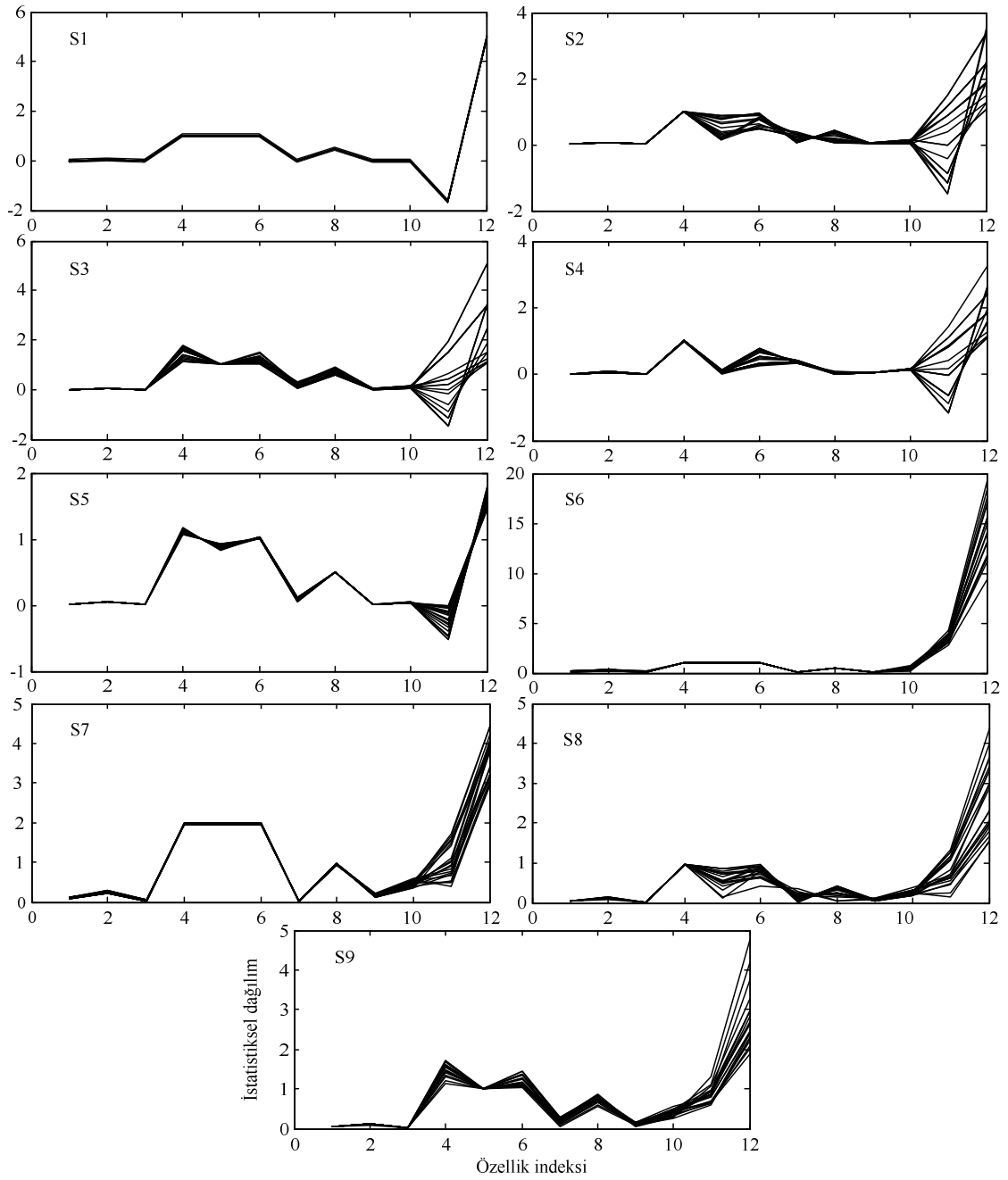
Şekil 6.8. F5-F9 özellik çiftinin dağılımı



Şekil 6.9. F5-F12 özellik çiftinin dağılımı



Şekil 6.10. F7-F12 özellik çiftinin dağılımı



Şekil 6.11. SD-İstatistiksel-THB özellik çıkarım yöntemiyle GKB türlerinin ayırt edici karakteristiğini yansıtan özelliklerin dağılımı

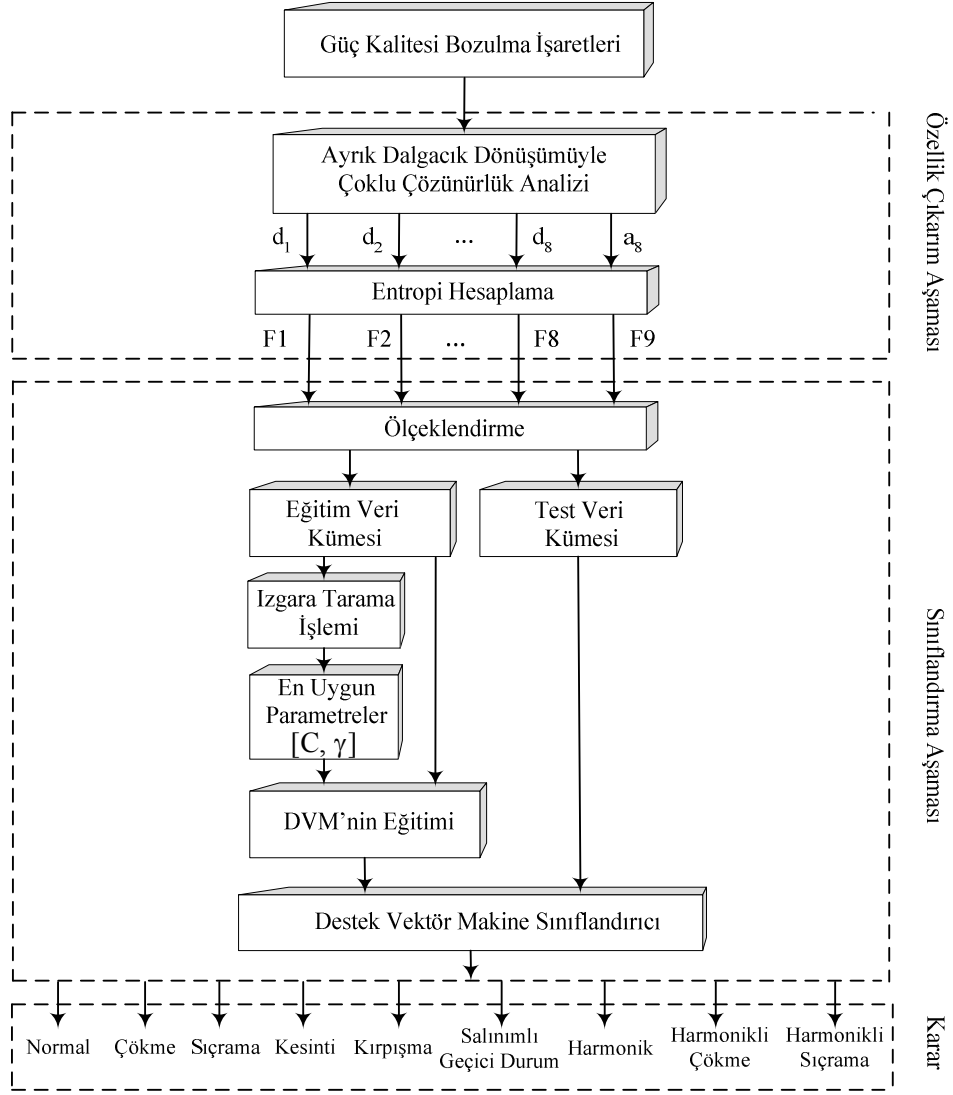
Şekil 6.11'den SDG matrisin Z-G dağılımından elde edilen özelliklerle 5., 6., ve 7. özellikler S2, S3, S4 işaretlerinin karakterize edilmesinde oldukça etkili olmuştur. Şebeke frekansından farklı frekans içerikli S5, S6, S7, S8 ve S9 işaretlerinin karakteristiklerinin ortaya çıkmasında F-G dağılımından elde edilen 9., 10. ve 12. özelliklerin etkili olduğu söylenebilir. Z-F dağılımında elde edilen 1. ve 2. özellikler ise özellikle harmonik içerikli işaretlerin (S7, S8, S9) ayırt edilmesinde önemli bir yere sahiptirler.

6.4. GKB İşaretlerinin Otomatik Sınıflandırılması

GKB işaretlerinin türünün belirlenmesi için ADD ve SD tabanlı özellik vektörünün giriş olarak uygulanacağı DVM sınıflandırıcı, sınıflandırma aşaması için kullanılmıştır. Eğitim hızı, YSA'daki gibi yerel çözümler yerine global çözümler üretmesi ve buna bağlı olarak genelleme yeteneğinin yüksek olması bu sınıflandırıcının tercih edilmesinin en önemli sebepleridir. DVM için [101]'deki LibSVM MATLAB kütüphanesi kullanılmıştır.

Sınıflandırma işleminin başarımını değerlendirmek için, gerçek güç sistemi verileri (VK-1) ve benzetim verileri (VK-2) olmak üzere iki farklı veri kümesi kullanılmıştır. Ayrıca, sınıflandırma başarımını değerlendirmenin diğer bir ölçütü ise başarımların karşılaştırılması yapmaktır. Böylece, önerilen yöntemlerin etkinliği, geçerliliği ve güvenilirliği ortaya çıkmış olur. Bunu gerçekleştirmek için, iki aşamalı bir karşılaştırma çalışması yapılmıştır. İlk olarak DVM sınıflandırıcının sonuçları, literatürde sıkça kullanılan YSA sınıflandırıcının sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. İkinci aşamada, daha önceden bahsedilen modele dayalı olarak üretilen VK-3 veri kümesi kullanılarak elde edilen sınıflandırma sonuçları, literatürde aynı şekilde ve yaklaşık olarak aynı sayıda veri üreten çalışmaların sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır.

ADD-Entropi özellik çıkarım yöntemiyle GKB işaretlerini sınıflandırmak için kullanılan DVM sınıflandırıcının blok diyagramı Şekil 6.12'de verilmiştir. Sınıflandırma aşamasında kullanılan her bir bloğun işlevi ayrıntılı bir şekilde anlatılarak sınıflandırma sonuçları verilmiştir.



Şekil 6.12. ADD-Entropi özellik çıkarım yöntemiyle DVM sınıflandırma sisteminin blok diyagramı

ADD-Entropi temelli yöntem kullanılarak, üç veri kümesi için özellik çıkarım işlemleri gerçekleştirilmiştir. Fakat, VK-1 ve VK-2 veri kümelerinden farklı olarak, karşılaştırma amacıyla kullanılacak VK-3 için ADD temelli özellik çıkarım işleminde ayrıştırma seviyesi 10 seçilmiştir. Üç veri kümesi için de geçerli olmak üzere elde edilen özellik vektörünün yarısı DVM sınıflandırıcısının eğitimi için, diğer yarısı sınıflandırıcısının başarımını değerlendirmek için kullanılmıştır.

Eğitim ve test verilerinin geniş ve dağınık bir özellik uzayında olması sınıflandırıcının başarımını etkileyeceği için, veri kümelerinin $[0, 1]$ aralığında normalize edilmesi veya $[-1, 1]$ aralığında ölçeklendirilmesi gerekmektedir. Örüntü tanıma çalışmalarından elde edilen sonuçlardan ölçeklendirmenin, başarımlı artırma konusunda son derece önemli bir yeri olduğu

görülmektedir [97]. Bu nedenle eğitim ve test işleminden önce, veri kümesi içindeki değerler $[-1, 1]$ aralığında ölçeklendirilmiştir.

Ölçeklendirme işlemi aşağıdaki adımlar ile gerçekleştirilir:

- Ölçeklendirme yapılacak değer aralığının taban (-1) ve tavan (1) değerleri belirlenir.
- Veri kümesinin her sütununun minimum ve maksimum değerleri bulunur.
- Her sütunun içindeki elemanların yeni değerleri hesaplanır.

$$\tilde{x}_i = \text{taban} + (\text{tavan} - \text{taban}) \left(\frac{x_i - |x_i|_{\min}}{|x_i|_{\max} - |x_i|_{\min}} \right) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (6.2)$$

Burada, $\tilde{x}_i$, ölçeklendirilmiş özellik vektörünü, $|x_i|_{\min}$ ve $|x_i|_{\max}$, i . özelliğin tüm eğitim ve test örneklerinin minimum ve maksimum değerini, m ise, özelliklerin sayısını göstermektedir.

DVM, eğitici bir sınıflandırma algoritmasıdır. Eğitici sınıflandırmada, dışarıdan bir eğiticinin sisteme müdahalesi söz konusudur. Yani eğitim aşamasında, sisteme girdi/çıkış ikilisinden oluşan örnekler birlikte sunulur. Böylece DVM'nin girişi, sistemin öğrenmesi gereken özellikleri temsil ederken, çıkışı ise sınıf sayısına bağlı olarak her sınıfın etiket değerlerini temsil eder. Eğitim veri kümesinin arzu edilen çıkışı, her rakam bir sınıfı temsil etmek üzere $1, 2, \dots, N$ olacak şekilde etiketlenir. Burada N , sınıf sayısını göstermektedir. Örneğin 6 sınıflı bir sınıflandırma problemi için çıkış, 1, 2, 3, 4, 5, 6 sınıf etiketleriyle temsil edilir.

DVM sınıflandırıcıyla genelleme yeteneği yüksek bir tanıma sistemi oluşturmak için en önemli aşamalardan biri de ayırıcı düzlem parametrelerinin seçimidir. Bu parametreler düzenleme parametresi (C) ve kullanılan çekirdek fonksiyonuna bağlı çekirdek parametresidir. DVM sınıflandırıcının eğitiminde, üstünlükleri Bölüm 5'te ifade edilen radyal tabanlı çekirdek fonksiyonu tercih edilmiştir. Bu çekirdek fonksiyonu için belirlenmesi gereken parametre γ parametresidir. Her iki parametrenin de geniş bir değer aralığına sahip olduğu düşünüldüğünde, bu parametrelerin en uygun değerlerinin belirlenmesi için etkili bir tarama algoritmasına ihtiyaç vardır. Bu adımı gerçekleştirmek için, parametre uzayında iki aşamalı bir ızgara tarama algoritması kullanılmıştır. İlk aşamada artış adımları büyük seçilen ve seyrek ızgaralı tarama işlemi olarak isimlendirilen tarama işlemiyle, parametre uzayının tarama bölgesi daraltılır. İkinci aşamada da geçerli olmak üzere, her ızgara noktasındaki parametre değeri için, k -kat çapraz geçerlilik (k -fold cross-validation) yöntemiyle ortalama hata karelerinin toplamının karekökü (OHKT değeri) hesaplanır. Böylece, ilk aşama için tarama bölgesinde en düşük OHKT değerli parametre aralığı belirlenmiş olur. Daha sonra, sık ızgaralı tarama olarak isimlendirilen ikinci bir tarama işlemi, seyrek tarama işlemindeki düşük OHKT değerli bir alt bölge içerisinde

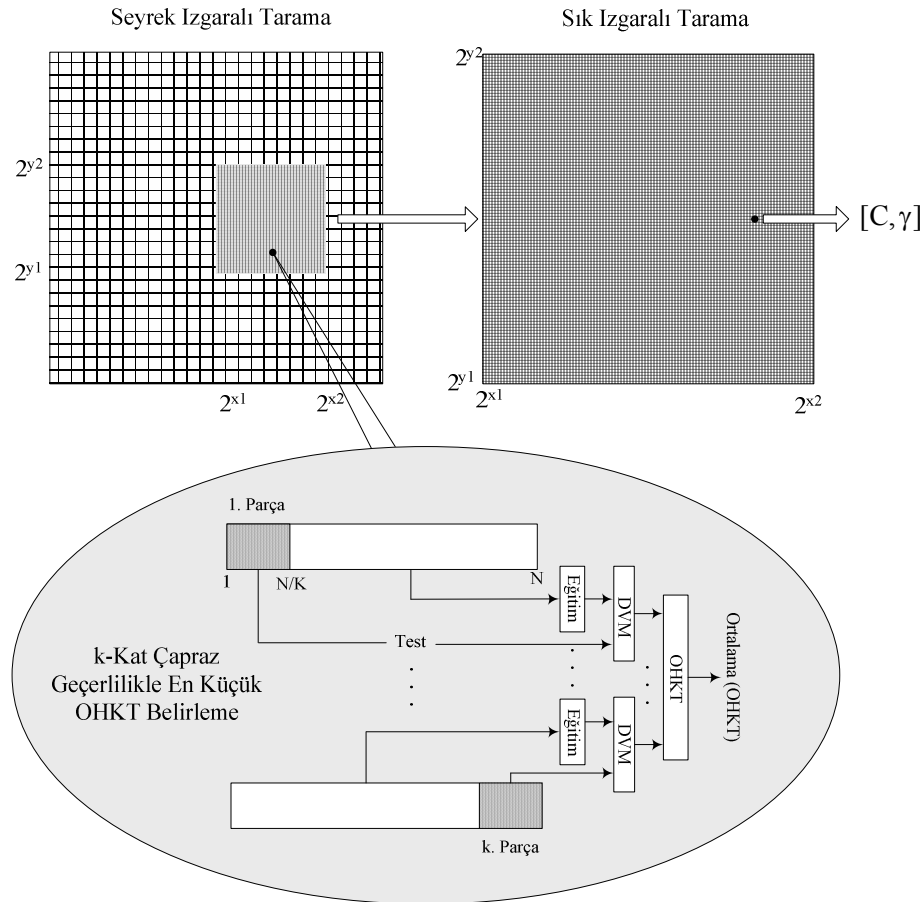
gerçekleştirilir. Bu taramadan elde edilen en düşük OHKT değere karşılık gelen parametreler, DVM sınıflandırıcının eğitiminde kullanılacak olan en uygun ayırıcı düzlem parametrelerini temsil eder. Şekil 6.13’de iki aşamalı ızgara tarama algoritmasının işleyişi gösterilmiştir.

k -kat çapraz geçerlilik yönteminde ilk olarak, veri kümesi k sayısı kadar alt veri kümesine bölünür. $k-1$ adet alt veri kümesi eğitim aşaması için, kalan veri kümesi DVM’yi test etmek için kullanılır. Bu işleme, bütün alt veri kümeleri eğitim dışında bırakılarak test bitinceye kadar devam edilir. k adet veri kümesinin test sonuçlarının ortalama değeri hesaplanarak sonuç geçerlilik değeri elde edilir [102].

OHKT değeri aşağıdaki eşitlikten hesaplanabilir:

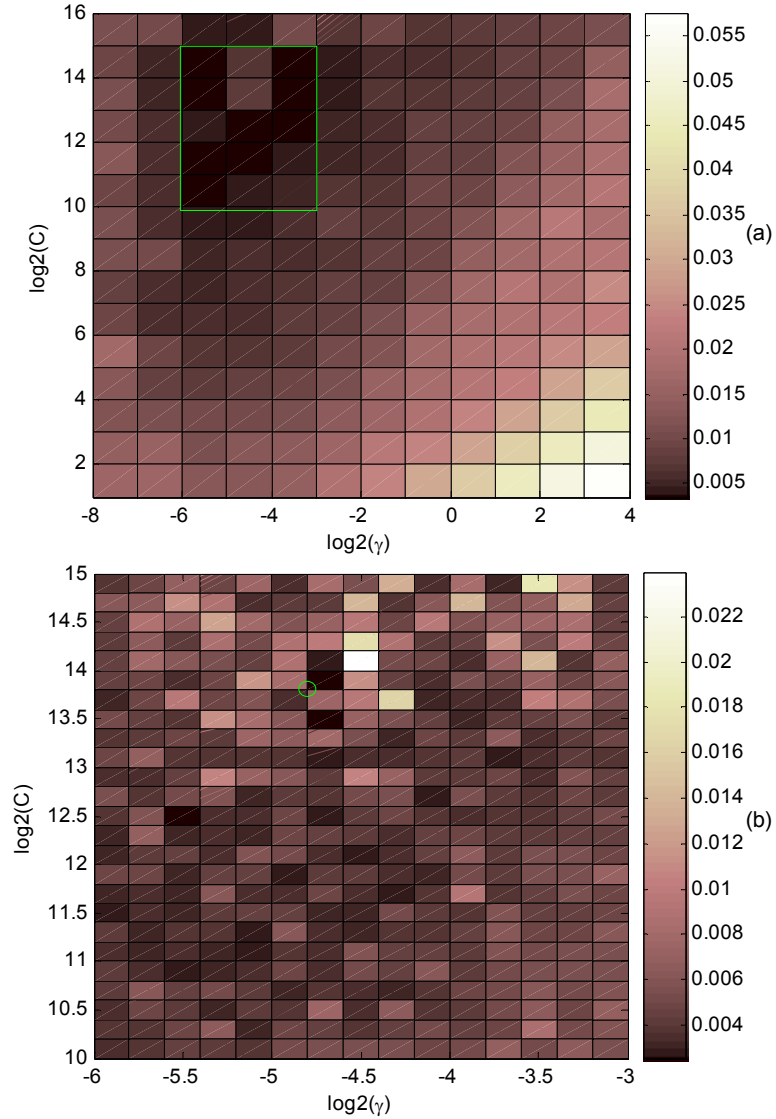
$$OHKT = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_g(i) - y_t(i))^2} \quad (6.3)$$

Burada N veri kümesi içerisindeki örneklerin sayısını, y_g gerçek (arzu edilen) çıkış değerini, y_t ise test sonucunda elde edilen çıkış değerini temsil etmektedir.



Şekil 6.13. İki aşamalı ızgara tarama sistemi

Bu çalışmada, k-kat çapraz geçerlilik işlemi için eğitim veri kümelerini tam sayı olarak bölen $k=5$ değeri seçilmiştir. Örnek olarak, VK-1 için toplam 460 adet GKB işaretinin 230 tanesi eğitim, kalan 230 tanesi test aşaması için ayrılmıştır. ADD-Entropi özellik çıkarım yönteminden elde edilen özellik vektörüyle birlikte, eğitim kümesinin boyutu 230×9 olarak ifade edilir. Bu veri kümesi, hem çapraz geçerlilik yöntemiyle en uygun parametre seçiminde, hem de seçilen parametrelere göre gerçek sınıflandırıcının belirlenmesinde kullanılmaktadır. Parametre seçiminde, 5 aşamadan oluşan çapraz geçerlilik işleminin her aşamasında, 184×9 'luk bir matris DVM'nin eğitimi için, kalan 46×9 'luk bir matris ise test için kullanılmıştır. Bu işlemler, hem seyrek ızgaralı tarama işleminde, hem de sık ızgaralı tarama işleminde ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir. Her iki tarama aşaması için parametrelerin değerlerinin artışına bağlı olarak OHKT değerindeki değişim Şekil 6.14'de verilmiştir.



Şekil 6.14. (a) Seyrek ızgaralı tarama (b) Sık ızgaralı tarama

Seyrek ızgaralı tarama işlemi için düzenleme parametresinin aralığı $C = \{2^1, 2^2, \dots, 2^{16}\}$, çekirdek parametresinin aralığı ise $\gamma = \{2^{-8}, 2^{-6}, \dots, 2^4\}$ olarak seçilmiştir. Bu işlemin ardından en düşük OHKT değerlerini alan bölgenin, γ için $[2^{-6}, 2^{-3}]$ ve C için $[2^{10}, 2^{15}]$ olduğu görülmüştür. Daha sonraki aşama olan sık ızgaralı tarama işleminde en düşük OHKT değerine göre en uygun parametrelerin $2^{-4.8}$ (0.03589) ve $2^{13.8}$ (14263) olduğu tespit edilmiştir. Bu işlemlerin ardından, belirlenen en uygun parametrelere göre ayarlanmış DVM algoritması, eğitim için ayrılan 230x9 boyutlu veri kümesiyle eğitilmiştir.

Son olarak bilinmeyen olarak kabul edilen 230x9'luk bir veri kümesiyle test aşaması gerçekleştirilmiştir. Test işleminin ardından sınıflandırma sonuçları karar aşamasında görülmektedir. Karar aşamasında sonuçlar 6x6 karar matrisi şeklinde verilmiştir. Karar matrisinin köşegen elemanları doğru sınıflamaları, diğerleri ise yanlış sınıflamaları temsil eder. Matrisin köşegen elemanlarının toplamı, GKB işaretlerinin toplam sayısına bölündüğünde ortalama başarımlar elde edilir. VK-1 için ADD-Entropi özellik çıkarım yöntemi kullanılarak elde edilen sınıflandırma işlemlerinin sonuçları Tablo 6.7 verilmiştir.

VK-1 için yapılan işlemlerin bir benzeri de VK-2 için gerçekleştirilmiştir. VK-2 için toplam 1800 adet GKB işaretinin rast gele seçilmiş 900 tanesi eğitim, kalan 900 tanesi test aşaması için ayrılmıştır. Tarama algoritmasıyla elde edilen en uygun ayırıcı düzlem parametreleri, $2^{-6.6}$ ve $2^{11.4}$ olarak belirlenmiştir. VK-2 için bu özellik çıkarım yönteminden elde edilen sınıflandırma sonuçları Tablo 6.8'de verilmiştir.

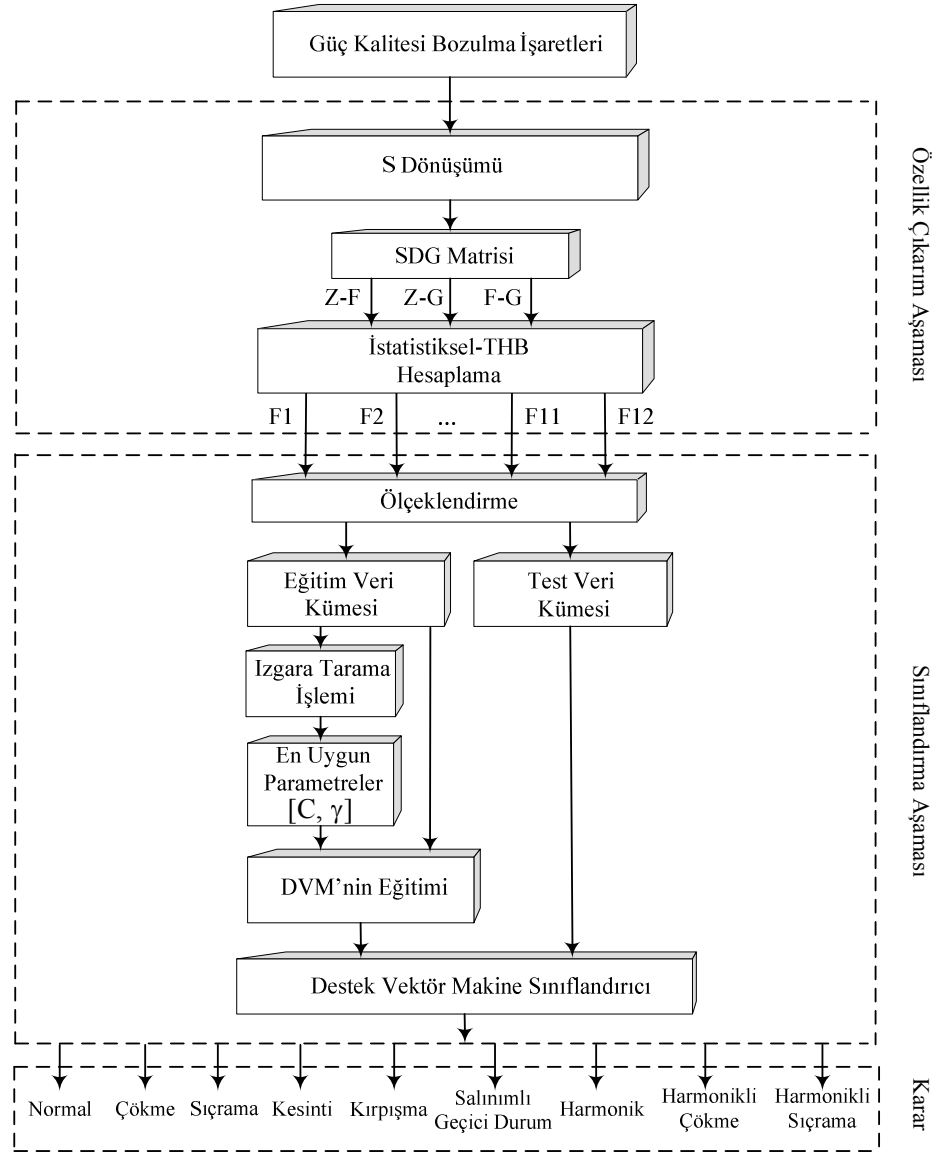
Tablo 6.7. VK-1 için ADD-Entropi özellik çıkarım yönteminden elde edilen sınıflandırma sonuçları

Sınıf	S1	S2	S3	S4	S5	S6	Doğruluk (%)
S1	97	0	0	0	1	2	97.0
S2	1	121	0	2	1	0	96.8
S3	0	0	62	0	2	1	95.4
S4	0	1	0	39	0	0	97.5
S5	1	0	3	0	46	0	92.0
S6	2	0	0	0	0	78	97.5
Ortalama başarımlar						96.30	

Tablo 6.8. VK-2 için ADD-Entropi özellik çıkarım yönteminden elde edilen sınıflandırma sonuçları

Sınıf	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	Doğruluk (%)
S1	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100
S2	0	91	0	7	0	0	0	2	0	91
S3	1	0	96	0	0	0	0	0	3	96
S4	0	7	0	93	0	0	0	0	0	93
S5	3	0	2	0	95	0	0	0	0	95
S6	0	0	3	0	0	97	1	0	0	97
S7	1	0	0	0	0	2	94	2	1	94
S8	0	3	0	0	0	0	1	96	0	96
S9	0	0	1	0	0	0	2	0	97	97
Ortalama başarımlar					95.44					

SD-İstatistiksel-THB özellik çıkarım yöntemiyle GKB tanıma sistemi ise Şekil 6.15’de verilmiştir. ADD temelli sınıflandırma sisteminde olduğu gibi her iki veri kümesi (VK-1 ve VK-2) için sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. VK-1 için 460x12 boyutlu veri kümesi, VK-2 için ise 1800x12 boyutlu veri kümesi eğitim ve test aşaması için iki parçaya bölünmüştür. Eğitim aşamasında ızgaralı tarama işleminden en uygun aşırı düzlem parametreleri VK-1 için $[C, \gamma] = [2^{9.2}, 2^{-2.4}]$, VK-2 için ise $[C, \gamma] = [2^{10.6}, 2^{-3}]$ olarak belirlenmiştir. Her iki veri kümesi için belirlenen en uygun parametrelere göre DVM’nin eğitim işlemi tamamlanmış ve bilinmeyen olarak düşünülen test veri kümeleri DVM sınıflandırıcıya sunulmuştur. VK-1 ve VK-2 için bu özellik çıkarım yönteminden elde edilen sınıflandırma sonuçları Tablo 6.9 ve 6.10’da verilmiştir.



Şekil 6.15. SD-İstatistiksel-THB özellik çıkarım yöntemiyle DVM sınıflandırma sisteminin blok diyagramı

Tablo 6.9. VK-1 için SD-İstatistiksel-THB özellik çıkarım yönteminden elde edilen sınıflandırma sonuçları

Sınıf	S1	S2	S3	S4	S5	S6	Doğruluk (%)
S1	99	0	0	0	1	0	99
S2	0	123	0	1	0	1	98.4
S3	0	0	64	0	1	0	98.4
S4	0	0	0	40	0	0	100
S5	2	0	0	0	48	0	96
S6	0	0	0	0	0	80	100
Ortalama başarımlar						98.69	

Tablo 6.10. VK-2 için SD-İstatistiksel-THB özellik çıkarım yönteminden elde edilen sınıflandırma sonuçları

Sınıf	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	Doğruluk (%)
S1	99	0	0	0	1	0	0	0	0	99
S2	0	97	0	3	0	0	0	0	0	97
S3	1	0	99	0	0	0	0	0	0	99
S4	0	2	0	98	0	0	0	0	0	98
S5	3	0	0	0	97	0	0	0	0	97
S6	0	0	0	0	0	100	0	0	0	100
S7	0	0	0	0	0	2	98	0	0	98
S8	0	0	0	0	0	1	0	99	0	99
S9	0	0	0	0	0	0	0	0	100	100
Ortalama başarımlar						98.55				

6.4.1. Başarım Karşılaştırması

İki özellik çıkarım yöntemi için DVM sınıflandırıcı kullanılarak VK-1 ve VK-2 veri kümeleriyle elde edilen sınıflandırma sonuçları, referans (benchmark) olarak değerlendirilen YSA sınıflandırıcı sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. Eğitim süresi, test süresi ve sınıflandırma doğruluğu, başarımlar karşılaştırmada değerlendirme kriterleri olarak seçilmiştir. Karşılaştırma sonuçları Tablo 6.11’de verilmiştir.

Tablo 6.11. DVM’nin YSA sınıflandırıcıyla karşılaştırılması

Veri kümesi	Sınıflandırıcı	ADD-Entropi			SD-İstatistiksel-THB		
		Eğitim süresi (s)	Test süresi (s)	Doğruluk (%)	Eğitim süresi (s)	Test süresi (s)	Doğruluk (%)
VK-1	DVM	0.672	0.047	96.30	0.718	0.058	98.69
	YSA	20.03	0.032	95.21	44.07	0.031	98.26
VK-2	DVM	2.937	0.153	95.44	3.062	0.165	98.55
	YSA	55.89	0.032	95.11	75.42	0.031	97.88

Tablo 6.11’den görüldüğü gibi, VK-1 ile ADD-Entropi özellik çıkarım yöntemine dayalı sınıflandırma işleminde, DVM’nin sınıflandırma doğruluğu, YSA’nın doğruluğunu yaklaşık %1.1 oranında aşmıştır. Aynı zamanda DVM, eğitim aşamasını, YSA’ya göre yaklaşık 19.35 s daha önce gerçekleştirmiştir. DVM’de test aşaması YSA’ya göre daha uzun sürmesine rağmen algoritma içerisinde eğitim aşamasının ardından test aşamasına geçildiği için bu

gecikme, toplam gecikme süresi bakımından önemsenmeyecek derecededir. Ayrıca SD-İstatistiksel-THB özellik çıkarım yöntemi ve diğer veri kümesi için de benzer sonuçların ortaya çıktığı görülebilir. Sonuçlara göre, DVM'nin YSA'ya göre daha hızlı ve daha doğru sonuçlar üretebilen bir sınıflandırıcı olduğu söylenebilir. Bu çalışmada kullanılan YSA mimarisi ve parametreleri EK-3'de sunulmuştur.

Ayrıca, YSA algoritmasında başlangıç ağırlıklarına genellikle [0, 1] aralığında rast gele değerler atanarak veya etkinleştirme fonksiyonu üzerinden başlangıç ağırlıkları atanarak (Nguyen-Widrow yöntemi) sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir [81]. Bunun sonucunda en uygun ağırlıklar farklı denemelerin sonunda belirlenebilir. Diğer bir deyişle, her denemede farklı ağırlık fonksiyonlarıyla karşılaşma ihtimali yüksektir. Fakat, DVM istatistiksel öğrenme teorisine dayalı bir sınıflandırma algoritması olduğu için mimariyi oluşturan parametrelerde bir değişiklik yapılmadığı sürece hep aynı sonuç elde edilir. Bu nedenle, en uygun parametrelerin belirlenmesi kolay olur ve buna bağlı olarak genelleme yeteneği yüksek bir sınıflandırma sistemi tasarlanabilir.

YSA sınıflandırma algoritması oluşturulurken en uygun ağ yapısını belirlemek için, ara katman sayısı, ara katmandaki nöron sayısı, etkinleştirme fonksiyonunun türü, öğrenme oranı, momentum değeri gibi beş farklı parametrenin belirlenmesi gerekmektedir. Tasarım aşamasında bu parametreleri belirlemek zaman kaybına yol açmaktadır. DVM sınıflandırıcıda ise düzenleme parametresi (C) ve çekirdek fonksiyonunun türüne bağlı çekirdek parametresi veya parametreleri olmak üzere sadece iki veya üç değişkenin belirlenmesi gerekmektedir. Böylece, tasarım süreci kısaldır ve bunun sonucunda sonradan mimari üzerinde yapılabilecek her türlü değişiklik daha hızlı bir şekilde gerçekleştirilebilir. Bu durum DVM algoritmasının daha esnek bir yapıya sahip olduğunun bir göstergesidir.

Bu çalışmada, önerilen GKB sınıflandırma sisteminin sonuçları, literatürde yaklaşık aynı sayıda ve aynı modelleri kullanarak veri üreten GKB sınıflandırma çalışmalarının sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma, modele dayalı veri üretim yaklaşımını kullanan [30], [35], [40], [43], [77] ve [100]'ün çalışmalarıyla yapılmıştır. Ayrıca, önerilen sistemin gürültülü ortamlar için başarımını değerlendirmek amacıyla işaretlere, işaret/gürültü (İ/G) oranı 50 dB, 40 dB, 30 dB ve 20 dB olan dört farklı seviyede beyaz Gaussian gürültü ilave edilmiştir. İ/G, denk.(6.4)'deki eşitlik ile tanımlanmaktadır [31].

$$\text{İ / G (dB)} = 10 \log \left(\frac{P_s}{P_n} \right) \quad (6.4)$$

Burada P_s işaretin, P_n ise gürültünün gücünü (varyansını) temsil etmektedir. Denk.(6.4)'den görüldüğü gibi, gürültü değeri arttıkça İ/G değeri azalmaktadır. Dolayısıyla 20 dB en yüksek

gürültü oranını belirtmektedir. Literatürde 30 dB'in, işaretin tepe değerinin genliğinde yaklaşık %3.5 oranında artışa eşdeğer bir gürültü olduğu bildirilmiştir [42]. Ayrıca, güç sistemlerinde %5'in üstündeki gürültü değerleriyle nadiren karşılaşılabileceği vurgulanmıştır [103].

Karşılaştırma sonuçları, gürültü ilave edilmemiş işaretler ve gürültü ilave edilmiş işaretler olmak üzere iki durum için verilmiştir. Burada, ADD-temelli özellik çıkarım işleminde, ayrıştırma seviyesi, örnekleme frekansına (12.8 kHz) bağlı olarak 10 seçilmiştir. Dolayısıyla, bu özellik vektörünün boyutu 400x11 olarak değişmiştir. Tablo 6.12 ve 6.13, önerilen iki özellik çıkarım yöntemiyle gürültülü ve gürültüsüz ortamlar için elde edilen sınıflandırma sonuçlarını göstermektedir. Bu sonuçlara karşı, Tablo 6.3'deki modele dayalı veri üretim yaklaşımı kullanarak GKB sınıflandırma yöntemi öneren çalışmaların sonuçları Tablo 6.14'de verilmiştir. Ayrıca, karşılaştırma tablosunda, işaretlerin hangi ZFG yöntemiyle analiz edildiğinin görülebilmesi için yöntemler parantez içinde verilmiştir.

Tablo 6.12. ADD-Entropi özellik vektörü için gürültüsüz ve farklı gürültü içeren işaretler için sınıflandırma sonuçları

Sınıf	Normal	50 dB	40 dB	30 dB	20 dB
S1	200	200	200	197	194
S2	184	179	171	164	161
S3	192	188	186	181	177
S4	185	181	174	168	165
S5	200	200	198	195	194
S6	200	200	198	193	191
S7	200	200	199	196	194
Başarım (%)	97.21	96.28	94.71	92.42	91.14

Tablo 6.13. SD-İstatistiksel-THB özellik vektörü için gürültüsüz işaretler ve farklı gürültü içeren işaretlerin sınıflandırma sonuçları

Sınıf	Normal	50 dB	40 dB	30 dB	20 dB
S1	200	200	200	200	193
S2	196	196	195	194	182
S3	200	200	200	200	194
S4	199	198	197	196	186
S5	200	200	200	200	193
S6	200	200	200	198	190
S7	200	200	200	198	189
Başarım (%)	99.72	99.67	99.56	99.22	95.94

Tablo 6.14. Doğru sınıflandırma sonuçlarına göre başarımların karşılaştırılması

GKB sınıflandırma çalışmaları	Sınıflandırma doğruluğu (%)				
	Normal	50 dB	40 dB	30 dB	20 dB
Kaynak [35] (ADD)	90.42	–	–	–	–
Kaynak [30] (ADD)	94.93	94.35	93.15	91.75	90.15
Kaynak [77] (ADD)	95.71	95.14	93.64	91.85	89.92
Bu tez çalışması (ADD)	97.21	96.28	94.71	92.42	91.14
Kaynak [40] (SD)	–	–	99.28	96.50	75.00
Kaynak [43] (SD)	–	–	99.70	98.50	93.80
Kaynak [100] (SD)	99.67	–	99.56	99.11	94.00
Bu tez çalışması (SD)	99.72	99.67	99.56	99.22	95.94

Elde edilen sonuçlardan, ADD temelli yöntemlerin, özellikle 40dB'in altındaki gürültü değerlerinde işaretleri tanıma oranının azaldığı görülmüştür. Fakat, ADD temelli özellik vektörünün giriş olarak uygulandığı DVM sınıflandırıcının sınıflandırma sonuçlarında diğer çalışmalara göre doğru sınıflandırma oranının gürültüsüz ortamlar için ortalama % 3.5, gürültülü ortamlar için ise ortalama % 1.5 arttığı görülmüştür. ADD temelli diğer çalışmalara göre doğru sınıflandırma oranındaki bu artışa, işaretin ayırt edici özelliklerini kaybetmeksizin veri boyutunu indirgeyen entropi çıkarım yönteminin ve genelleme yeteneği yüksek DVM sınıflandırıcının sebep olduğu söylenebilir.

Hesaplama süresi ADD'ye göre fazla olmasına rağmen, SD temelli özellik çıkarım yönteminin en önemli avantajından biri de gürültülü ortamlarda işaretlerin ayırt edici özelliklerini korumasıdır. Sonuçlardan da görüldüğü gibi, 30 dB'nin altındaki gürültü değeri için doğru sınıflandırma oranında yaklaşık % 3.3'lük bir azalma görülse de, ADD temelli çalışmalara göre SD temelli yöntemin gürültülü ortamlarda GKB işaretlerini doğru sınıflandırma oranının son derece yüksek olduğu söylenebilir. SD temelli özellik çıkarım yöntemi, kendi sınıfındaki diğer çalışmalara göre özellikle gürültü bulunan işaretlerin doğru sınıflandırılmasında ortalama % 5.5 oranında bir artış göstermiştir. Bu artış, farklı GKB işaretlerini sınıflandırmak için SD-İstatistiksel-THB özellik çıkarım yönteminin ve DVM sınıflandırıcının etkili ve kullanışlı bir sınıflandırma algoritması olduğunun bir göstergesidir.

7. SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

Bu tezde, güç kalitesinde meydana gelen bozulmaların türünü belirlemek için akıllı örüntü tanıma yaklaşımlarına dayalı iki farklı algoritma önerilmiştir. Önerilen yöntemlerden ilki, ADD'nin çoklu çözünürlük ayrıştırma katsayılarının entropi hesaplamasından elde edilen özelliklerin destek vektör makine sınıflandırıcıya giriş olarak uygulanmasına dayalıdır. Önerilen diğer yöntem ise, SD genlik matrisinden elde edilen zaman-frekans, zaman-genlik, frekans-genlik dağılımlarına farklı istatistiksel yöntemler ve THB hesaplama işleminin destek vektör makine sınıflandırıcıya giriş olarak uygulanmasına dayalıdır. Daha sonra, önerilen yöntemlerin etkinliği ve uygulanabilirliği, üç farklı veri kümesi kullanılarak (gerçek güç sistemi verileri, benzetim verileri ve matematiksel model), doğrulanmıştır.

7.1. Sonuçların Değerlendirilmesi

1. Matlab'da matematiksel denklemler kullanılarak üretilen sadece zaman, sadece frekans ve hem zaman hem de frekans bilgisi içeren üç farklı güç kalitesi bozulma işaretinin ZFG analizleri yapılmıştır. KZFD, ADD ve SD işaret işleme yöntemleriyle ayrı ayrı yapılan bu karşılaştırmalı analizler sonucunda, ADD ve SD işaret işleme yöntemleriyle güç kalitesi bozulma işaretlerinden önemli bilgilerin çıkarılabileceği görülmüştür.
2. ADD analizi ile durağan olmayan bir güç kalitesi bozulma işaretine birden çok perspektiften bakılarak elde edilen her bir işaret bileşeninin norm entropi değerleri hesaplanmıştır. Zaman bölgesinde 640 örnekten oluşan bir güç kalitesi bozulma işareti, ADD-Entropi özellik çıkarım yöntemiyle, sadece 9 örnekten oluşan bir özellik vektörü ile tanımlanmıştır. SD-İstatistiksel-THB özellik çıkarım yönteminde ise, zaman frekans, zaman-genlik, frekans-genlik değişimlerine istatistiksel yaklaşımlar ve THB hesaplama işlemi uygulanması ile, 12 örnekten oluşan bir özellik vektörü elde edilmiştir. Her iki yöntemin özellik vektörünün boyutu az olmasına rağmen, güç kalitesi bozulma işaretlerini ayırt edebilme yetenekleri oldukça yüksektir. Bu durum, özellik çıkarım algoritmalarının sağlam temellere dayalı olduğunu göstermektedir. Ayrıca, özellik uzayının boyut olarak küçük olması, sınıflandırıcının karmaşıklığını ve dolayısıyla hesaplama süresini azaltacağı için akıllı güç kalitesi bozulma tanıma sistemini gerçek zamanlı uygulamalara daha uygun hale getirmektedir.
3. Bu tezde, gerçek veriler (VK-1), benzetim verileri (VK-2) ve modele dayalı veriler (VK-3) olmak üzere üç farklı veri kümesi kullanılarak her iki sistemin başarımları değerlendirilmiştir. Farklı seviyelerde gürültüler, farklı frekans içerikli işaretler gibi

bütün dinamik davranışları yapısında bulundurabilen VK-1 ile yapılan başarımların değerlendirilmesinde, ADD'ye dayalı GKB tanıma algoritmasıyla ortalama % 96.3 ve SD'ye dayalı GKB tanıma algoritmasıyla ortalama % 98.7 sınıflandırma başarımları elde edilmiştir. Bu sonuçlara göre her iki tanıma algoritmasıyla, gerçek güç sisteminde meydana gelen bozulma işaretlerini yüksek bir doğrulukla tanıdığı görülmüştür. ATP/EMTP modellerinden elde edilen VK-2 ile yapılan başarımların değerlendirilmesinde, ADD'ye dayalı GKB tanıma sisteminde ortalama % 95.5 ve SD'ye dayalı GKB tanıma sisteminde ortalama % 98.5 sınıflandırma başarımları elde edilmiştir. Her iki tanıma sisteminin, sınıf sayısının ve GKB türlerine ait örnek sayısındaki artışın artmasına ve birden fazla bozulma işareti içermesine rağmen, doğru tanıma başarımlarını büyük oranda koruduğu görülmüştür.

4. VK-3 veri kümesi önerilen güç kalitesi bozulma tanıma algoritmalarının sonuçları, literatürde yaklaşık aynı sayıda ve aynı modelleri kullanarak veri üreten [30, 35, 40, 43, 77, 100] çalışmalarının sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. Sonuçlara göre ADD temelli yöntemlerde, özellikle yüksek gürültü değerlerinde işaretleri tanıma oranının azaldığı görülmüştür. Fakat, ADD-Entropi özellik vektörünün giriş olarak uygulandığı güç kalitesi bozulma tanıma algoritmasında diğer çalışmalara göre doğru sınıflandırma oranının gürültüsüz ortamlar için ortalama % 3.5, gürültü ortamlar için de ortalama % 1.5 arttığı görülmüştür. Hesaplama süresi ADD'ye göre fazla olmasına rağmen, SD temelli özellik çıkarım yönteminin en önemli avantajından biri de gürültülü ortamlarda işaretlerin ayırt edici özelliklerini korumasıdır. Sonuçlardan da görüldüğü gibi, 30 dB'in altındaki gürültü değeri için doğru sınıflandırma oranında yaklaşık % 3.3'lük bir azalma görülse de ADD temelli çalışmalara göre gürültülü ortamlarda güç kalitesi bozulma işaretlerini doğru sınıflandırma oranının son derece yüksek olduğu söylenebilir. SD temelli özellik çıkarım yöntemi, kendi sınıfındaki diğer çalışmalara göre özellikle gürültü bulunan işaretlerin doğru sınıflandırılmasında ortalama % 5.5 oranında bir artış göstermiştir.
5. Sınıflandırma doğruluğunun yüksek ve hesaplama süresinin az olmasında kullanılan DVM sınıflandırıcının rolü çok büyüktür. DVM'nin özellikle hesaplama süresi bakımından referans olarak seçilen YSA sınıflandırıcıya göre ortalama 25 kat daha hızlı işlem yapabileceği söylenebilir. Bununla birlikte, DVM sınıflandırıcının tasarım aşamasında belirlenmesi gereken iki parametre (düzenleme parametresi C, radyal tabanlı çekirdek fonksiyonu için γ) olmasına karşın, YSA sınıflandırıcının tasarım aşamasında belirlenmesi gereken yaklaşık beş tane farklı parametre (ara katman sayısı,

ara katmandaki nöron sayısı, etkinleştirme fonksiyonunun türü, öğrenme oranı, momentum değeri) olması YSA sınıflandırıcının diğer bir dezavantajıdır.

Bu sonuçlar ve değerlendirmelere göre geliştirilen ADD ve SD tabanlı her iki GKB tanıma algoritmasının, gerçek zamanlı bir güç kalitesi bozulma tanıma sistemlerinin performansını artırabilecek potansiyele sahip olduğu görülmüştür. Özellikle ADD tabanlı GKB tanıma sistemine göre hesaplama yükü daha fazla olmasına rağmen, SD tabanlı GKB tanıma algoritmasının hem gürültüsüz hem de gürültülü işaretleri tanıma başarımı daha yüksektir..

7.2. Öneriler

Bu çalışmada genel olarak gerilim çökmesi, gerilim sıçraması gibi güç kalitesi bozulma türleri ele alınmıştır. Önerilen algoritmalar kullanılarak, tek faz-toprak arızası sonucu oluşan gerilim çökmesi, üç faz-toprak arızası sonucu oluşan gerilim çökmesi veya kapasitör anahtarlanması sonucu oluşan salınım geçici durum gibi doğrudan bozulmaya sebep olan olayların kaynakları tanımlanabilir. Ayrıca, önerilen özellik çıkarım yöntemlerini kullanan akıllı tanıma sisteminin başarımı ve hesaplama süresi geliştirilecek yeni sınıflandırıcılarla daha da iyileştirilebilir. Bu çalışmada önerilen algoritmaların kullanılacağı, bir akıllı güç kalitesi bozulma izleme sistemi, sayısal işaret işleyiciler (DSP) kullanılarak daha hızlı bir şekilde gerçekleştirilebilir. Literatürde akıllı güç kalitesi izleme sistemleri için geliştirilen algoritmaların başarımını ve geçerliliğini değerlendirmek için referans bir veri kümesi bulunmamaktadır. Bu eksikliği gidermek için, hem benzetimlerden hem de gerçek güç sisteminden elde edilen veriler bir veri tabanında biriktirilerek bu alanda yapılan çalışmalar desteklenebilir.

7.3. Yayınlar

Bu tezde önerilen yöntemler kullanılarak uluslararası hakemli dergilerde 2 adet makale yayınlanmıştır [77, 100].

KAYNAKLAR

1. Ağalar, Ş., 2003, Alçak Gerilim Güç Sistemlerinde Enerji Kalitesinin Belirlenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Anadolu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 82s.
2. Dugan, R.C., Mcgranaghan, M.F., Santoso, S. ve Beaty, H.W., 2002, Electrical Power Systems Quality, McGraw-Hill, New York, 528s.
3. Gaouda, A.M., Salama, M.M.A., Sultan, M.R., Chikhani, A.Y., 1999, Power quality detection and classification using wavelet-multiresolution signal decomposition, IEEE Trans. on Power Delivery, 14, 4, 1469-1476.
4. Milli Güç Kalitesi Projesi, <http://www.guckalitesi.gen.tr>.
5. Gaouda, A.M., 1999, Wavelet-Automated Recognition System for Power Quality Monitoring, Phd Thesis, University of Waterloo, 172s.
6. AbdelGalil, T., 2003, Automated Recognition System for Power Quality Disturbances, Phd Thesis, University of Waterloo, 151s.
7. McGranaghan, M.F., 2001, Trends in power quality monitoring, IEEE Power Engineering Review, 21, 10, 3–9.
8. Türkoğlu, İ., 2003, Durağan Olmayan İşaretler İçin Zaman-Frekans Entropilerine Dayalı Akıllı Örüntü Tanıma, Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, 112s.
9. Bollen, M.H.J., Gu, I. Y-H, 2006, Signal Processing of Power Quality Disturbances. IEEE Press Series on Power Engineering, Wiley Interscience, 861s.
10. Flores, R.A., 2002, State of the art in the classification of power quality events, an overview, Proc. 10th Int. Conf. Harmonics Quality of Power, 1, 17–20.
11. Heydt, G.T, 1989, A new method for the calculation of subtransmission and distribution system transients based on the FFT, IEEE Trans. Power Deliv., 4, 3, 1869–1875.
12. Crinon, R.J., 1989, Sinusoid parameter estimation using the fast Fourier transform, Proc. IEEE Int. Sym. on Circuits and Systems, 2, 1033–1036.
13. Zhang, F., Geng, Z., Ge, Y., 2001, DFT algorithm with high accuracy for harmonic analysis in power system, IEEE Trans. Power Deliv., 16, 2, 160–164.
14. Santoso, S. ve Hofmann, P., 1996, Power Quality Assessment Via Wavelet Transform Analysis, IEEE Trans. on Power Delivery, 11, 2, 924-930.
15. Heydt, G.T., Fjeld, P.S., Liu, C.C., Pierce, D., Tu, L., Hensley, G., 1999, Applications of the windowed FFT to electric power quality assessment, IEEE Trans on Power Deliv., 14, 4, 1411–1416.
16. Gu, I.Y.H., Bollen, M.H.J., 2000, Time-frequency and time-scale domain analysis of voltage disturbances, IEEE Trans. on Power Deliv., 15, 4, 1279–1284.

17. Jurado, F., Saenz, J.R., 2002, Comparison between discrete STFT and wavelets for the analysis of power quality events, *Electric Power System Research*, 62, 183–190.
18. Xue H., Yang, R., 2003, Optimal interpolating windowed discrete Fourier transform algorithms for harmonic analysis in power systems, *IEE Proc.-Gener. Transm. Distrib.*, 150, 5, 583–587.
19. Ribeiro, P., 1994, Wavelet transform: an advanced tool for analyzing non-stationary harmonic distortion in power systems, *Proceeding of IEEE International Conference on Harmonics in Power Systems*, Bologna, 6, 21–23.
20. Chaari, O., Meunier, M., Brouaye, F., 1996, Wavelets: A new tool for the resonant grounded power distribution systems relaying, *IEEE Trans. on Power Delivery*, 11, 3, 1301–1308.
21. Borrás, D., Castilla, M., Moreno, N., Montano, J.C., 2001, Wavelet and neural structure: a new tool for diagnostic of power system disturbances, *IEEE Trans. Industry Appl.*, 37, 1, 184–190.
22. Gaing, Z.L., 2004, Wavelet-based neural network for power disturbance recognition and classification, *IEEE Trans. Power Delivery*, 19, 4, 1560–1568.
23. Pandey, S.K. ve Satish, L., 1998, Multiresolution signal decomposition: A new tool for fault detection in power transformers during impulse tests, *IEEE Trans. on Power Delivery*, 13, 4, 1194–1200.
24. Angrisani, L., Daponte, P., D'Apuzzo, M., Testa, A., 1998, A measurement method based on the wavelet transform for power quality analysis, *IEEE Trans. Power Deliv.*, 13, 990–998.
25. Huang, S.-J., Hsieh, C.-T., Huang C. L., 1998, Application of wavelets to classify power system disturbances, *Electric Power Systems Research*, 47, 87–93.
26. Ribeiro, M.V., Szczupak, J., Irvani, M.V., Gu, I.Y.H., Dash, P.K., Mamishev, A.V., 2007, Emerging signal processing techniques for power quality applications, *Journal on Advances in Signal Processing*, 1, 1–4.
27. Perunicic, B., Mallini, M., Wang, Z., Liu, Y., 1998, Power quality disturbance detection and classification using wavelets and artificial neural networks, *8th Int. Conf. on Harmonics and Quality of Power*, 1, 77–82.
28. Santoso, S., Powers, E.I., Grady, W.M., Parsons, A.C., 2000, Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier–Part 1: Theoretical foundation, *IEEE Trans. Power Deliv.* 15, 1, 222–228.
29. Poisson, O., Rioual, P., Meunier, M., 2000, Detection and measurement of power quality disturbances using wavelet transform, *IEEE Trans. Power Deliv.*, 15, 3, 1039–1044.
30. He, H., Starzyk, J.A., 2006, A self-organizing learning array system for power quality classification based on wavelet transform, *IEEE Trans. Power Deliv.*, 21, 1, 286–295.
31. Yang, H.T., Liao, C.C., 2001, A de-noising schemes for enhancing wavelet-based power quality monitoring system, *IEEE Trans. Power Deliv.*, 16, 7, 353–360.

32. Zhang, H., Liu, P., Malik, O.P., 2003, Detection and classification of power quality disturbances in noisy conditions, *IEEE Proc.:Gen. Transm. Distrib.*, 50, 5, 567–572.
33. Santoso, S., Powers, E.I., Grady, W.M., Parsons, A.C, 2000, Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier-Part 2: Application, *IEEE Trans. Power Deliv.*, 15 (1), 229-235.
34. Liao, Y., Lee, J.-B., 2004, A fuzzy-expert system for classifying power quality disturbances, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 26, (3), 199-205.
35. AbdelGalil, T.K., Kamel, M., Youssef, A.M., El-Saadany, E.F., Salama, M.M.A., 2004, Power quality disturbance classification using the inductive inference approach, *IEEE Trans. Power Deliv.*, 19, 4, 1812–1818.
36. Reaz, M.B.I., Choong, F., Sulaiman, M.S., Yasin, F.M., Kamada, M., 2007, Expert system for power quality disturbance classifier, *IEEE Trans. Power Delivery*, 22, 3, 1979–1988.
37. Dash, P.K., Chilukuri, M.V., Panigrahi, B.K., 2003, Power quality analysis using S-transform, *IEEE Trans. Power Deliv.* 18, 2, 406–411.
38. Dash, P.K., Panigrahi B.K., Sahoo, D.K., Panda, G., 2003, Power quality disturbance data compression, detection, and classification using integrated spline wavelet and S-Transform, *IEEE Trans. Power Deliv.*, 18, 2, 595–600.
39. Lee, I.W.C., Dash, P.K., 2003, S-transform-based intelligent system for classification of power quality disturbance, *IEEE Trans. on Signals Indust. Electronics*, 50, 4, 800–805.
40. Chilukuri, M.V., Dash, P.K., 2004, Multiresolution S-transform-based fuzzy recognition system for power quality events, *IEEE Trans. Power Deliv.*, 19, 1, 323–330.
41. Panigrahi, B.K., Mishra, S., 2005, Intelligent classification of power quality disturbances in a distribution network, *IEEE TENCON'05*, Melbourne, 1–4.
42. Panigrahi, B.K., Sinha, S.K., 2006, Detection and classification of non-stationary power disturbances in noisy conditions, *Power Electronics, Drives and Energy Systems PEDES'06*, 1–5.
43. Zhao, F., Yang, R., 2007, Power-quality disturbance recognition using S-transform, *IEEE Trans. Power Deliv.*, 22, 2, 944–950.
44. Bhendea, C.N., Mishra, S., Panigrahi, B.K., 2008, Detection and classification of power quality disturbances using S-transform and modular neural network, *Electric Power Systems Research*, 78, 1, 122–128.
45. Brooks, D.L., Dugan, R.C., Wacławski, M., Sundaram, A., 1998, Indices for assessing utility distribution system rms variation performance, *IEEE Trans. on Power Deliv.*, 13, 1, 254–259.
46. Kagan, N., 2000, Influence of rms variation measurement protocols on electrical system performance indices for voltage sags and swells, *9th International IEEE Conference on Harmonics and Quality of Power*, Orlando, Florida USA, 3, 790 –795.

47. Styvaktakis, E., Bollen, M.H.J., Gu, I.Y.H., 2002, Automatic classification of power system events using rms voltage measurements, IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 824–829.
48. Axelberg, P.G.V., Gu, I.Y.H., Bollen, M.H.J., 2007, Support vector machine for classification of voltage disturbances, IEEE Trans. on Power Deliv., 22, 3, 1297–1303.
49. Styvaktakis, E., 2002, Automating Power Quality Analysis, Phd Thesis, Chalmers University of Technology, Göteborg, Sweden, 218s.
50. IEC 61000-1-1, Electromagnetic compatibility (EMC) - Part 1: General - Section 1: Application and interpretation of fundamental definitions and terms.
51. IEEE Std. 1159, 1995, IEEE Recommend Practice for Monitoring Electric Power Quality.
52. Chen, Z., Wei, M., 2008, A voltage quality detection method, Third Int. Conf. on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Tech., DRPT 2008, 2358–2363.
53. Tse, W.L., Chan, W.L., 2004, A novel voltage quality monitoring system, IEEE Int. Conf. on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, DRPT 2004, 2, 671– 676.
54. McEachern, A., 1993, Power quality: how bad is bad?, Electrical Construction and Maintenance, 92 (2), 26, 30-32.
55. Gu, I.Y.H., Bollen, M.H.J., 2003, Bridge the gap: signal processing for power quality applications, Electric Power Systems Research, 66, 1, 83–96.
56. Cohen, L., 1995, Time–Frequency Analysis, Prentice-Hall, Englewood Cliffs.
57. Gröchenig, K., 2001, Foundations of Time–Frequency Analysis, Birkhäuser, Boston.
58. Flandrin, P., 1999, Time–Frequency/Time-Scale Analysis, Academic Press, San Diego.
59. Daubechies, I., 1992, Ten Lectures on Wavelets. Philadelphia: Society of Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, 357s.
60. Strang, G., Nguyen, T., 1996, Wavelets and Filter Banks, Cambridge Press, Wellesley, 390s.
61. Williams, J.R., Amaratunga, K., 1994, Introduction to Wavelets in Engineering, International Journal for Numerical Methods in Engineering, 37, 2365-2388.
62. Stockwell, R.G., Mansinha, L., Lowe, R.P., 1996, Localization of the complex spectrum: the S-transform, IEEE Trans. on Signal Processing, 44 (4), 998–1001.
63. Eramian, M.G., Schincariol, R.A., Stockwell, R.G., Lowe, R.P., Mansinha, L., 1996, Review of applications of 1-d and 2-d S transforms. Wavelet Applications techniques, IV, 3078, 1996.
64. Chu, P.C., 1996, The S-transform for obtaining localized spectra. Journal of Marine Technological Society, 29 (4), 28-38.

65. Varanini, M., Paolis, G.D., Emdin, M., Macerata, A., Pola, S., Cipriani, M., Marchesi, C., 1997, Spectral analysis of cardiovascular time series by the S transform, *Computers in Cardiology*, 24, 383-386.
66. Mansinha, L., Stockwell, R.G., Lowe, R.P., Eramian, M., Schincariol, R.A., 1997, Local spectrum analysis of 1-d and 2-d data, *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, 103, 329-336.
67. Fritts, D., Riggins, D., Balsley, B., Stockwell, R., 1998, Recent results with an MF radar at McMurdo, Antarctica: Characteristics and variability of motions near 12-hour period in the mesosphere, *Geophysical Research Letters* 25, 297–300.
68. Pinnegar, C.R., Mansinha, L., 2003, The S-transform with windows of arbitrary and varying window, *Geophysics*, 68 (1), 381–385.
69. Stockwell, R.G., 1999, S-Transform Analysis of Gravity Wave Activity From a Small Scale Network of Airglow Imager, Phd Thesis, The University of Western Ontario, London, Ontario, 366s.
70. Polikar, R., 2006, Pattern recognition, *The Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering*, John Wiley & Sons, Inc., 1–22.
71. Poisson, O., Rioual, P., Meunier, M., 2000, Detection and measurement of power quality disturbances using wavelet transform, *IEEE Trans. Power Deliv.*, 15, 3, 1039–1044.
72. Heydt, G.T., Galli, A.W., 1997, Transient power quality problems analyzed using wavelets, *IEEE Trans. Power Deliv.* 12, 2, 908–915.
73. Principe, J.C., Euliano, N.R., Lefebvre, W.C., 2000, *Neural and Adaptive Systems*, John Wiley & Sons, New York, 656s.
74. Gray, R.M., 1990, *Entropy and Information Theory*, Springer-Verlag, New York.
75. Coifman, R.R., Wickerhauser, M.V., 1992, Entropy-based algorithms for best basis selection, *IEEE Transaction on Information Theory*, 38, 2, 713–718.
76. Tonga, S., Bezerianosa, A., Paula, J., Zhub, Y., Thakora, N., 2002, Nonextensive entropy measure of EEG following brain injury from cardiac arrest, *Elsevier Physica A*, 305, 619– 628.
77. Uyar, M., Yildirim, S., Gencoglu, M.T., 2008, An effective wavelet-based feature extraction method for classification of power quality disturbance signals, *Electric Power Systems Research*, 78 (10), 1747–1755.
78. MATLAB 6.5 version Wavelet Toolbox, MathWorks Company.
79. Kil, D.H., Shin, F.B., 1996, *Pattern Recognition and Prediction with Applications to Signal Characterization*, AIP Press, USA, 417s.
80. Pham, D.T., Pham, P.T.N., 1999, Artificial intelligence in engineering, *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 39 (6), 937-949.

81. Bishop, C., 1995, Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press, New York, 482s.
82. Haykin, S., 1994, Neural networks, A Comprehensive Foundation. Macmillan College Publishing Company Inc., New York, 417s.
83. Rafiq, M.Y., Bugmann, G., Easterbrook, D.J., 2001, Neural network design for engineering applications, Computers & Structures, 79(17), 1541-1552
84. Abdel-Galil, T.K., El-Saadany, E.F., Youssef, A.M., Salama, M.M.A., 2005, Disturbance classification using hidden Markov models and vector quantization, IEEE Trans. Power Deliv., 20, 3, 2129–2135.
85. Reilly, D.L., Cooper, L.N., Elbaum, C., 1982, A neural model for category learning, Biological Cybernetics, 45, 35-41.
86. Ekici, S., 2007, Akıllı sistemler kullanılarak arıza türü ve arıza yerinin belirlenmesi, Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi, Fen bilimleri Enstitüsü, Elazığ, 104s.
87. Cortes, C., Vapnik, V. N., 1995, Support vector networks, Machine Learning, 20, 3.
88. Vapnik, V.N., 1995, The Nature of Statistical Learning Theory, Springer-Verlag, New York.
89. Burges, C.J., 1998, A tutorial on support vector machines for pattern recognition, Data Mining and Knowledge Discovery, 2, 2, 121-167.
90. Demirci, D.A., 2007, Destek Vektör Makineleri ile Karakter Tanıma, Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, 43s.
91. Gunn, S.R., 1998, Support vector machines for classification and regression. Technical Report, Image speech and intelligent systems research group, University of Southampton, UK. <http://www.ecs.soton.ac.uk/~srg/publications/pdf/SVM.pdf>.
92. Schölkopf, B., Sung, K., Burges, C., Girosi, F., Niyogi, P., Poggio, T., Vapnik, V. 1997, Comparing support vector machines with Gaussian kernels to radial basis function classifiers. IEEE Trans. on Signal Processing, 45, 11, 2758–2765.
93. Keerthi, S.S., Lin, C.-J., 2003, Asymptotic behaviors of support vector machines with Gaussian kernel, Neural Computation, 15, 7, 1667–1689.
94. Vapnik V.N., 2000, The Nature of Statistical Learning Theory, Second Edition, Springer Science, New York.
95. Cristianini N., Shawe-Taylor J., 2000, An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods, Cambridge University Press, New York.
96. Çomak, E., Destek vektör makineleri çoklu sınıf problemleri için çözüm önerileri, Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, 49s.
97. Hsu, C.W., Lin, C.J., 2002, A comparison of methods for multi-class support vector machines, IEEE Trans.on Neural Networks, 13, 2, 415-425.

98. Dommel H.W., 1986, Electromagnetic Transients Program. Reference Manual (EMTP theory book), Bonneville Power Administration, Portland.
99. Kizilcay M., 2001, Review of Solution Methods in ATP-EMTP, EEUG News.
100. Uyar, M., Yildirim, S., Gencoglu, M.T., 2008, An expert system based on S-Transform and neural network for automatic classification of power quality disturbances, Expert Systems with Applications (in press). doi:10.1016/j.eswa.2008.07.030.
101. Chang, C.C., Lin, C.J., 2001, LIBSVM: A Library for Support Vector Machines, www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm.
102. Schneider, J., 1997, Cross validation, <http://www.cs.cmu.edu/~schneide/tut5/node42.html>.
103. Janik, P., Lobos, T., 2006, Automated classification of power-quality disturbances using SVM and RBF networks, IEEE Trans. on Power Deliv., 21 (3), 1663–1669.
104. Grady, W.M., Teaching notes and files for the ATP version of EMTP. <http://users.ece.utexas.edu/~grady/PNG.html>.

ÖZGEÇMİŞ

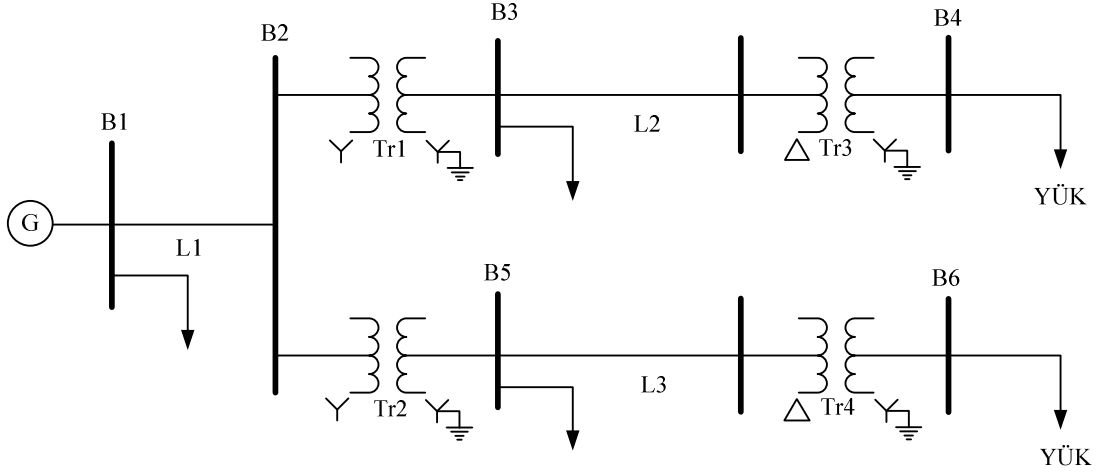
Murat UYAR

Fırat Üniversitesi
Teknik Eğitim Fakültesi
Elektrik Eğitimi Bölümü, 23119, Elazığ
e.posta: muyar@firat.edu.tr

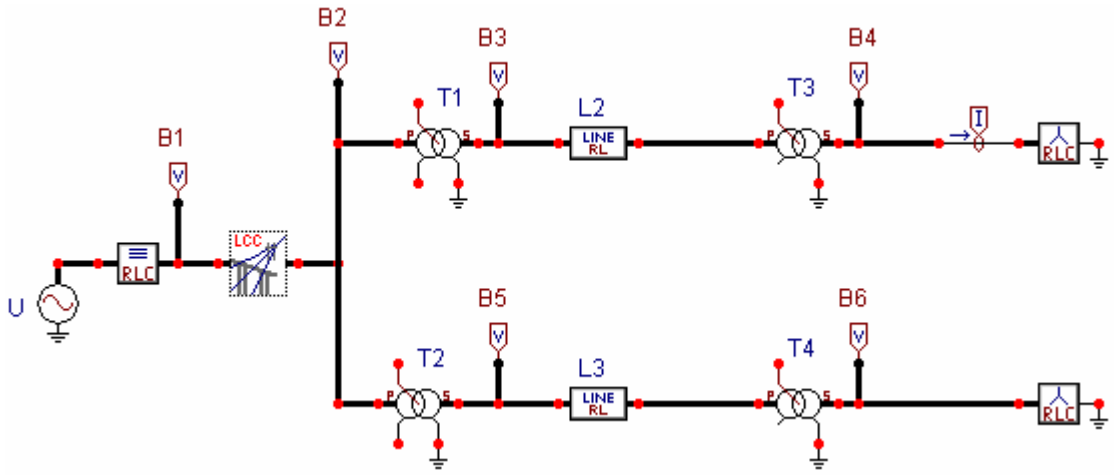
- | | |
|-----------|--|
| 1977 | Elazığ'ın Keban ilçesinde doğdu. |
| 1991-1994 | Elazığ Gazi Endüstri Meslek Lisesi, Elektrik Bölümünü tamamladı. |
| 1996-2000 | Fırat Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, Elektrik Eğitimi Bölümünden mezun oldu. |
| 2001 | Fırat Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, Elektrik Eğitimi Bölümünde araştırma görevlisi olarak çalışmaya başladı. |
| 2002-2004 | Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Eğitimi Anabilim Dalında “Sınır Elemanları Yöntemiyle Elektrik Alan Analizi” isimli yüksek lisans tez çalışmasını tamamladı. |
| 2004 | Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında doktora tez çalışmasına başladı. |
| 2008 | Halen Fırat Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, Elektrik Eğitimi Bölümünde araştırma görevlisi olarak görev yapmaktadır. |

EK-1

Benzetim Çalışmalarında Kullanılan Örnek Güç Sistemi ve Farklı Türden GKB İşaretleri Oluşturmak İçin Kullanılan EMTP/ATP Modelleri



(a)



(b)

Şekil E1.1. (a) Örnek güç sisteminin tek hat şeması, (b) EMTP/ATP modeli

İletim Hattı Parametreleri

L1 orta iletim hattının hat modeli, parametreleri ve direk-iletken tertibi

Line/Cable Data: C:\EEUG\CC\A2tipi\CC.alc

Model Data

System type
Overhead Line #Ph: 3

☒ Transposed
☐ Auto bundling
☒ Skin effect
☐ Segmented ground
☒ Real transf. matrix

Units
☒ Metric
☐ English

Standard data
Rho [ohm*m] 100
Freq. init [Hz] 0.005
Length [km] 80

Model Type
☐ Bergeron
☐ PI
☒ JMarti
☐ Noda
☐ Semlyen

Data
Decades 8 Points/Dec 5
Freq. matrix [Hz] 5000 Freq. SS [Hz] 50
☒ Use default fitting

Comment: 154 kV'luk hattın modeli

OK Cancel Import Save As Run ATP View Verify Edit icon Help

Line/Cable Data: C:\EEUG\CC\A2tipi\CC.alc

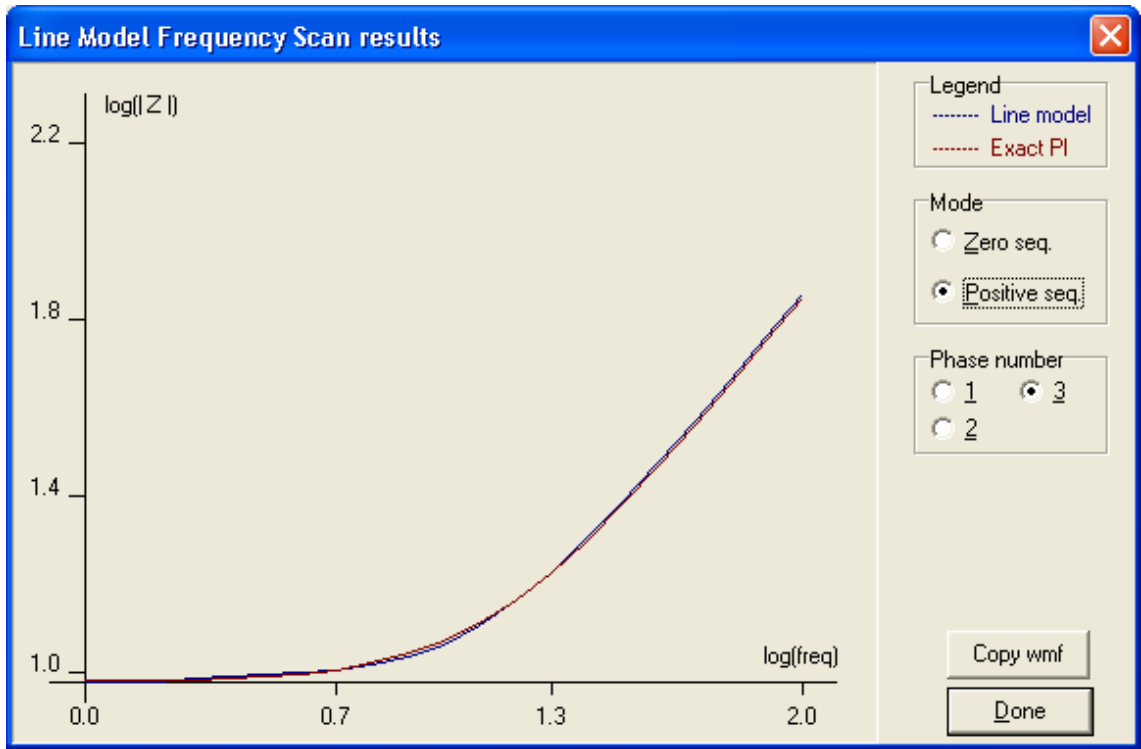
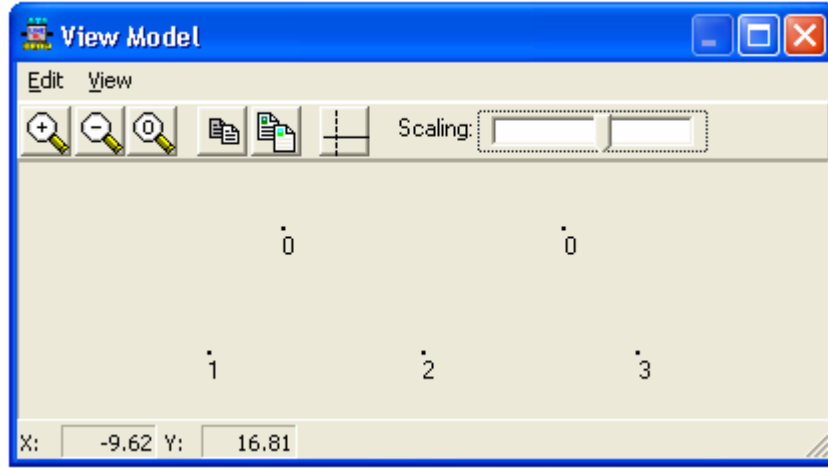
Model Data

	Ph.no	Rin	Rout	Resis	Horiz	Vtower	Vmid
#		[cm]	[cm]	[ohm/km DC]	[m]	[m]	[m]
1	1	0	1.0885	0.1194	-6.8	18.845	18.845
2	2	0	1.0885	0.1194	0	18.845	18.845
3	3	0	1.0885	0.1194	6.8	18.845	18.845
4	0	0	0.472	2.61	-4.45	22.745	22.745
5	0	0	0.472	2.61	4.45	22.745	22.745

Add row Delete last row Insert row copy

Move

OK Cancel Import Save As Run ATP View Verify Edit icon Help



Kısa İletim Hattının Parametreleri

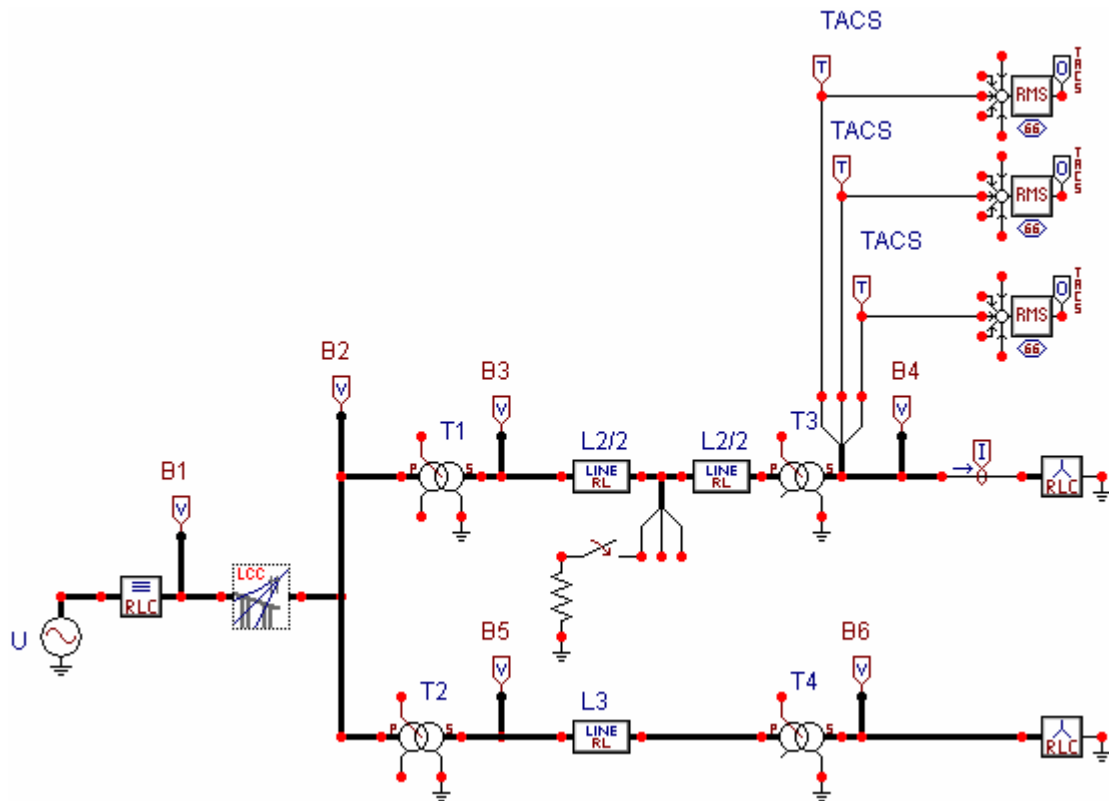
İletim Hattı	Hattın Uzunluğu (km)	Gerilim Seviyesi (kV)	R (Ω/km)	L (mH/km)
L2	50	34.5	0.193	1.018
L3	20	34.5	0.193	1.018

Transformatör Parametreleri

Transformatör No	Sn (MVA)	Usn (kV)	Upn (kV)	Rp (Ω)	Lp (mH)	Rs (Ω)	Ls (mH)
Tr1 Tr2	40	154	34.5	11.85	452	1.19	30.30
Tr3 Tr4	1.5	34.5	0.4	0.892	22.73	0.00013	0.04

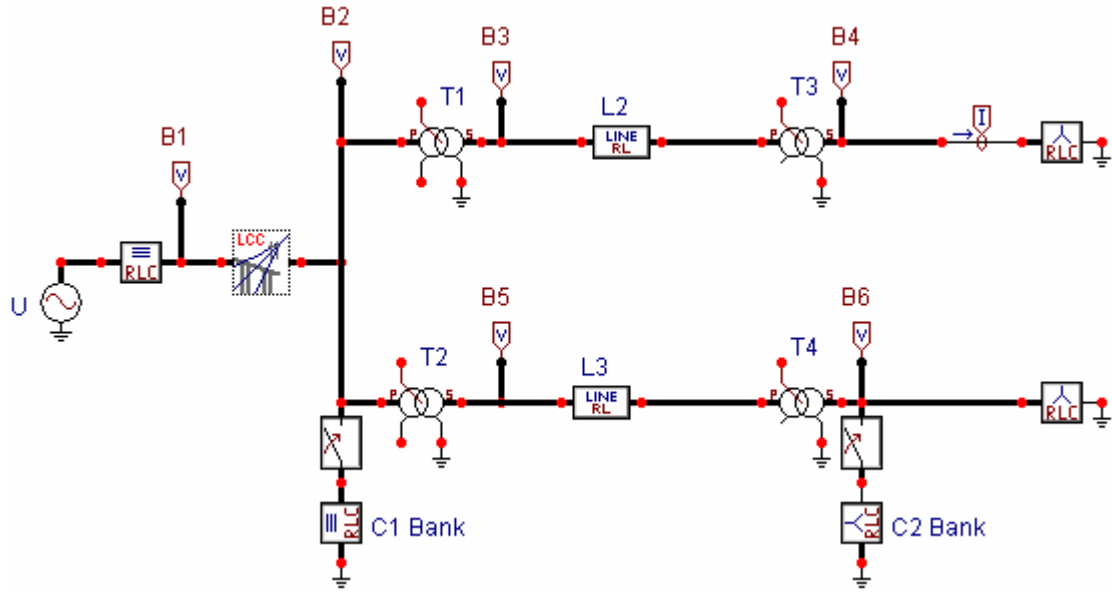
Farklı Türden GKB İşaretleri Oluşturmak İçin Kullanılan ATP Modelleri

Gerilim çökmesi, gerilim sıçraması ve anlık gerilim kesintisi bozulmaları Bölüm 2’de belirtildiği gibi, genellikle arızalardan kaynaklanmaktadır. Böylece benzetim çalışmalarında da simetrik ve simetrik olmayan bazı arıza kombinasyonları ile bu tür bozulmalar elde edilmiştir. Farklı genlik değerli bu tür bozulmalar, arıza direncinde ve arıza yerinde değişiklikler yapılarak elde edilmiştir. Şekil E1.2, L2 iletim hattının tam ortasında meydana getirilen bir tek faz-toprak arızasının ATP modelini göstermektedir.



Şekil E1.2. L2 iletim hattının ortasında meydana getirilen tek faz-toprak arızasının ATP modeli

Salınımlı geçici durum bozulmaları, genellikle kapasitör grubunun anahtarlanması sonucu ortaya çıkmaktadır. Benzetimlerde iletim ve dağıtım hatlarında güç faktörünü iyileştirmek amacıyla, kapasitör grubu anahtarlamaları gerçekleştirilmiştir. Şekil E1.3, örnek güç sistemine bağlanmış kapasitör gruplarının ATP modelini göstermektedir.



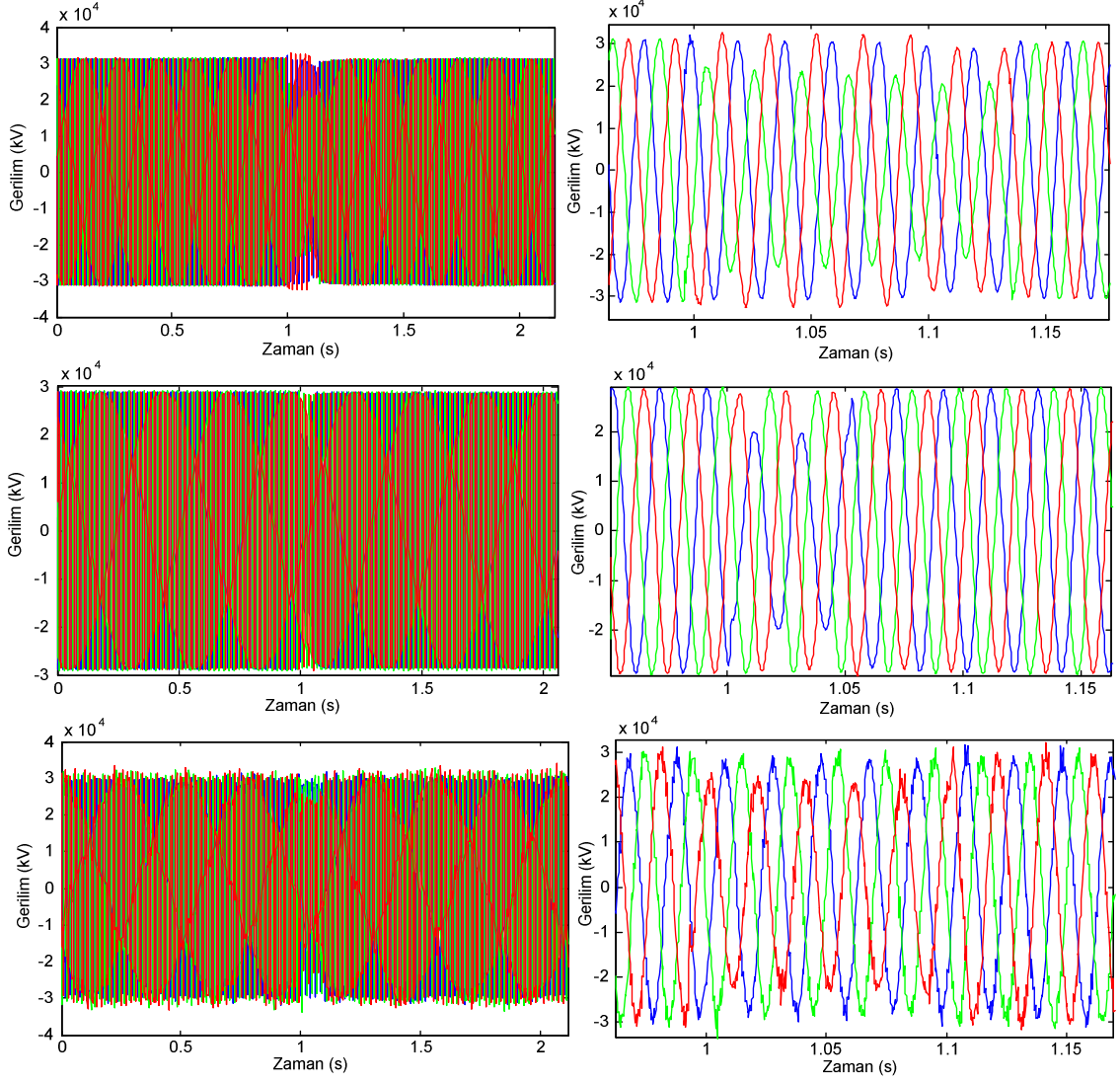
Şekil E1.3. Örnek güç sistemine bağlanan kapasitör gruplarının ATP modeli

Harmonik bozulmalar genellikle dağıtım sisteminde, tüketicilerin kullandıkları doğrusal olmayan yükler sonucu ortaya çıkmaktadır. Benzetim çalışmalarında [104]'ün tasarladığı asenkron motor sürücü modeli kullanılarak farklı harmonik bozulmalar elde edilmiştir. Ayrıca ATP içerisinde bulunan harmonik üreten kaynakla istenilen değerlerde farklı özellikli bir çok harmonik bozulma işareti elde edilmiştir. Şekil E1.4, harmonik bozulma işareti oluşturmak için kullanılan asenkron motor sürücü modelini göstermektedir.

EK-2

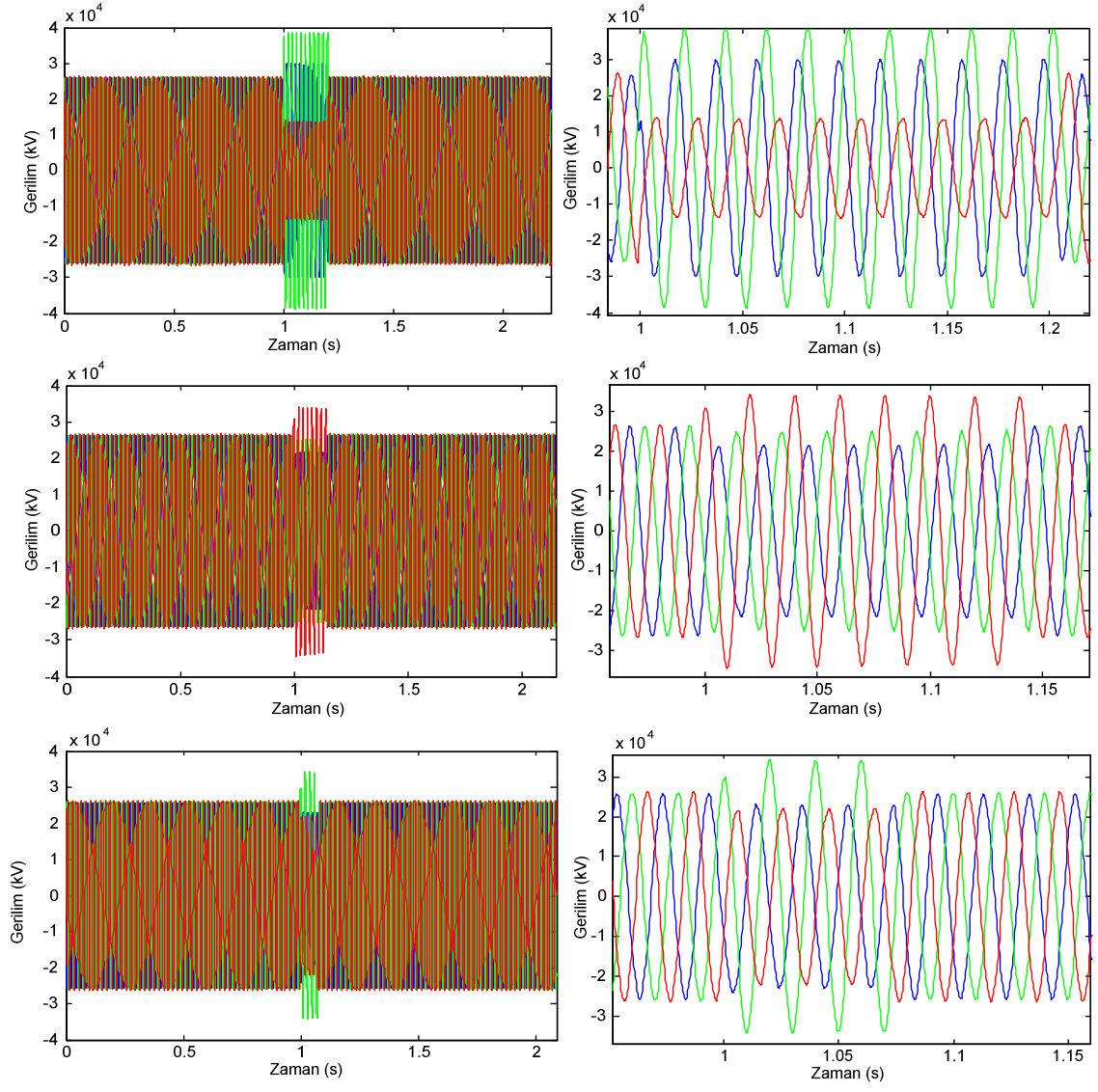
Ulusal Güç Kalitesi Merkezinden Elde Edilen Örnek GKB İşaretlerinin Dalga Şekilleri

- Gerilim Çökmesi Bozulması için Örnek Dalga Şekilleri



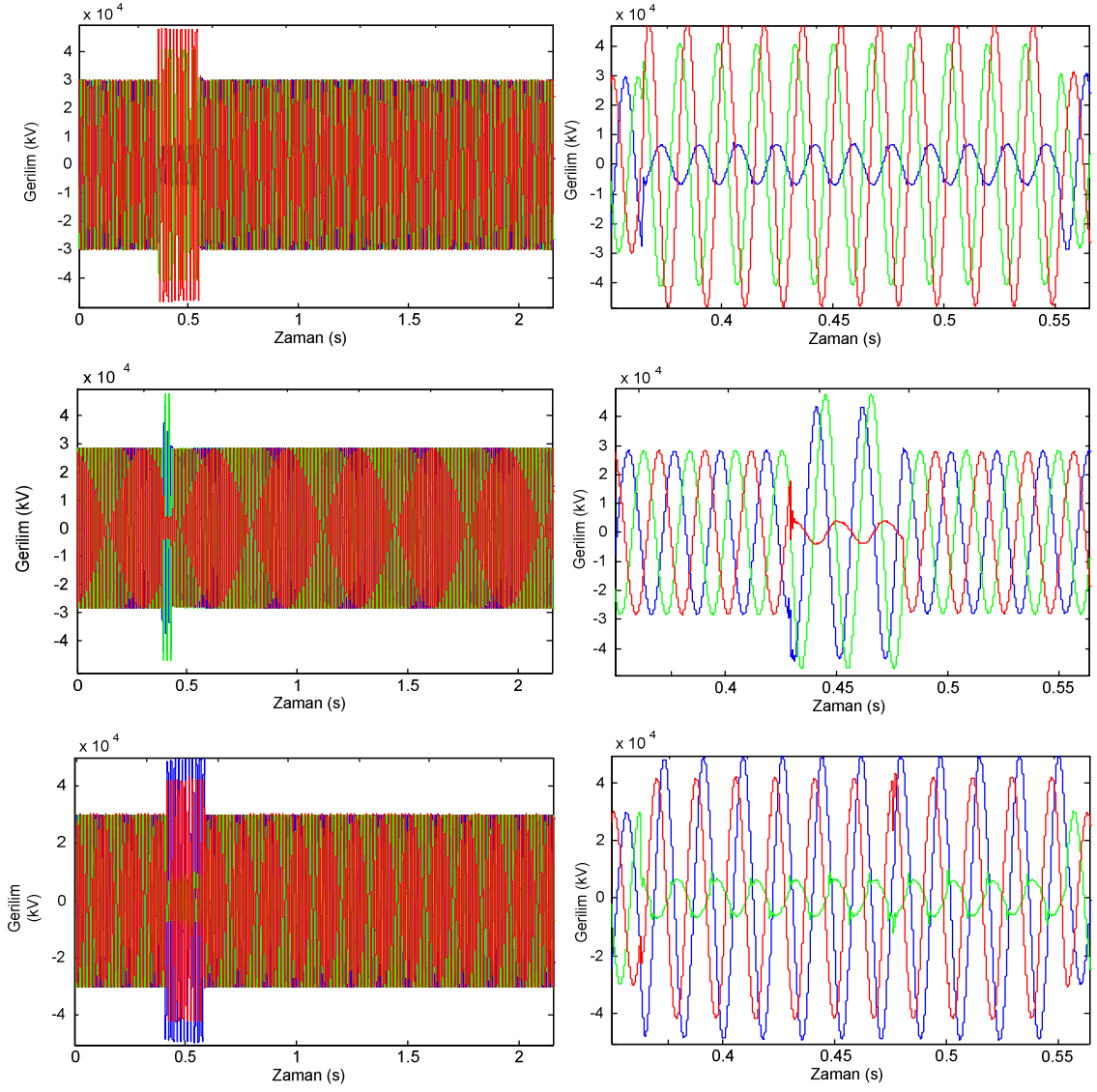
Şekil E2.1. 34.5 kV gerilim seviyesinde ölçülmüş örnek gerilim çökmesi bozulmaları

- Gerilim Sıçraması Bozulması için Örnek Dalga Şekilleri



Şekil E2.2. 34.5 kV gerilim seviyesinde ölçülmüş örnek gerilim sıçraması bozulmaları

- **Anlık Gerilim Kesintisi Bozulması için Örnek Dalga Şekilleri**



Şekil E2.3. 34.5 kV gerilim seviyesinde ölçülmüş anlık gerilim kesintisi bozulmaları

EK-3

Çalışmada Kullanılan Çok Katmanlı YSA Mimarileri, Eğitim Parametreleri ve Arzu Edilen Çıkış Etiketleri

- VK-1 için çok katmanlı YSA mimarileri, eğitim parametreleri (ADD-Entropi)

YSA mimarisi	Katman sayısı	3
	Katmanlardaki nöron sayısı	Giriş: 9 Ara: 10 Çıkış: 6
	Başlangıç ağırlıkları ve eşik değerleri	Rast gele
	Etkinleştirme fonksiyonları	Tansig Tansig Logsig
Öğrenme parametreleri	Öğrenme kuralı	Levenberg-Marquardt geriye yayılım
	Öğrenme oranı	0.65
	Momentum sabiti	0.97
	Ortalama karesel hata	1e-07

- Arzu edilen çıkış etiketleri

Sınıf	Arzu edilen çıkış					
S1	1	0	0	0	0	0
S2	0	1	0	0	0	0
S3	0	0	1	0	0	0
S4	0	0	0	1	0	0
S5	0	0	0	0	1	0
S6	0	0	0	0	0	1

- **VK-1 için çok katmanlı YSA mimarileri, eğitim parametreleri (SD-İstatistiksel-THB)**

YSA mimarisi	Katman sayısı	3
	Katmanlardaki nöron sayısı	Giriş: 12 Ara: 12 Çıkış: 6
	Başlangıç ağırlıkları ve eşik değerleri	Rast gele
	Etkinleştirme fonksiyonları	Tansig Tansig Logsig
Öğrenme parametreleri	Öğrenme kuralı	Levenberg-Marquardt geriye yayılım
	Öğrenme oranı	0.7
	Momentum sabiti	0.99
	Ortalama karesel hata	1e-07

- **Arzu edilen çıkış etiketleri**

Sınıf	Arzu edilen çıkış					
S1	1	0	0	0	0	0
S2	0	1	0	0	0	0
S3	0	0	1	0	0	0
S4	0	0	0	1	0	0
S5	0	0	0	0	1	0
S6	0	0	0	0	0	1

- **VK-2 için çok katmanlı YSA mimarileri, eğitim parametreleri (ADD-Entropi)**

YSA mimarisi	Katman sayısı	3		
	Katmanlardaki nöron sayısı	Giriş: 9	Ara: 18	Çıkış: 9
	Başlangıç ağırlıkları ve eşik değerleri	Rast gele		
	Etkinleştirme fonksiyonları	Tansig	Tansig	Logsig
Öğrenme parametreleri	Öğrenme kuralı	Levenberg-Marquardt geriye yayılım		
	Öğrenme oranı	0.74		
	Momentum sabiti	0.98		
	Ortalama karesel hata	1e-07		

- **Arzu edilen çıkış etiketleri**

[illegible]

- **VK-2 için çok katmanlı YSA mimarileri, eğitim parametreleri (SD-İstatistiksel-THB)**

YSA mimarisi	Katman sayısı	3
	Katmanlardaki nöron sayısı	Giriş: 12 Ara: 24 Çıkış: 9
	Başlangıç ağırlıkları ve eşik değerleri	Rast gele
	Etkinleştirme fonksiyonları	Tansig Tansig Logsig
Öğrenme parametreleri	Öğrenme kuralı	Levenberg-Marquardt geriye yayılım
	Öğrenme oranı	0.60
	Momentum sabiti	0.96
	Ortalama karesel hata	1e-07

- **Arzu edilen çıkış etiketleri**

[illegible]