

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

**ÇOK BİLEŞENLİ İŞARETLERİN ZAMAN-FREKANS
ANALİZİ İÇİN YENİ BİR YAKLAŞIM: İÇ İÇE GEÇMİŞ
FOURIER AYRIŞTIRMA YÖNTEMİ**

DOKTORA TEZİ

MEHMET DOĞAN ELBİ

DENİZLİ, ARALIK - 2020

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



**ÇOK BİLEŞENLİ İŞARETLERİN ZAMAN-FREKANS
ANALİZİ İÇİN YENİ BİR YAKLAŞIM: İÇ İÇE GEÇMİŞ
FOURIER AYRIŞTIRMA YÖNTEMİ**

DOKTORA TEZİ

MEHMET DOĞAN ELBİ

DENİZLİ, ARALIK - 2020

**Bu tez çalışması Pamukkale Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri
(BAP) tarafından 2016FEBE016 nolu proje ile desteklenmiştir.**

Bu tezin tasarımı, hazırlanması, yürütülmesi, arařtırmalarının yapılması ve bulgularının analizlerinde bilimsel etięe ve akademik kurallara özenle riayet edildiđini; bu alıřmanın dođrudan birincil ürünü olmayan bulguların, verilerin ve materyallerin bilimsel etięe uygun olarak kaynak gösterildiđini ve alıntı yapılan alıřmalara atfedildiđine beyan ederim.


Mehmet Dođan ELBİ

ÖZET

ÇOK BİLEŞENLİ İŞARETLERİN ZAMAN-FREKANS ANALİZİ İÇİN YENİ BİR YAKLAŞIM: İÇ İÇE GEÇMİŞ FOURIER AYRIŞTIRMA YÖNTEMİ

DOKTORA TEZİ

MEHMET DOĞAN ELBİ

PAMUKKALE ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
(TEZ DANIŞMANI: PROF. DR. AYDIN KIZILKAYA)

DENİZLİ, ARALIK - 2020

Zaman–Frekans analizi (ZFA) bir sistemden en fazla bilgiyi alabilmek amacıyla geliştirilmiş yöntemler bütünüdür. Fourier Ayırıştırma Yöntemi (FAY) ise doğrusal olmayan ve zamanla değişen fiziksel sistemlerden alınan işaretlerin ZFA’ları için geliştirilmiş, en güncel, uyarlanabilir, veri odaklı analiz aracıdır. Bu yöntem herhangi bir işareti, sıfır fazlı ideal bant geçiren süzgeçler aracılığıyla, pozitif anlamlı frekanslara sahip, sıfır ortalamalı ortogonal fonksiyonlara ayırıştırarak, ilgili işaretin bu fonksiyonlarla birebir temsil edilebilmesine imkân sağlamaktadır. Fakat ideal süzgeçlerin kullanılmasının bir sonucu olarak FAY, kesişen anlamlı frekanslara sahip bileşenlerden oluşan işaretlerin ayırıştırılması için uygun değildir. Bu tür işaretlerin FAY ile analizi neticesinde bileşenlerin kesişim noktalarında zaman veya frekans bilgisinin net okunmadığı dağılımlar ortaya çıkmaktadır. Bu çalışmada, bu soruna bir çözüm bulmak amacıyla FAY’ın geliştirilmiş bir biçimine karşı düşen ve İç İçe Geçmiş Fourier Ayırıştırma Yöntemi (İGFAY) olarak adlandırılan bir yöntem önerilmiştir.

Önerilen yöntem çerçevesinde, doğal olarak ortaya çıkan sıfır fazlı ideal olmayan bant geçiren süzgeç (SF-İOBGS) karakteristikleri temelinde işaretin bileşenlerine ayırıştırılması için iki farklı yordam türetilmiştir. Bu yordamlardan ilki alçak frekandan yüksek frekansa doğru tarama yaparken diğeri ise aksi yönde frekans taraması yaparak incelenen işareti farklı frekans bantlarına ayırıştırılmaktadır. Ayırıştırılan bu frekans bantlarının her biri SF-İOBGS’leri tanımlamaktadır. Geliştirilen bu yordamların yapay ve gerçek sistemlerden alınan işaretlerin analizinde elde ettiği başarımlar ve sağladığı kazanımlar, bilgisayar benzetimleriyle gösterilmiştir. Aynı zamanda önerilen yöntemin biyomedikal işaretlerin analizinde elde ettiği sonuçlar hem nicel hem de nitel olarak incelenmiş, bu çalışma alanındaki potansiyeli ayrıntılı olarak değerlendirilmiştir.

Önerilen İGFAY, veri odaklı uyarlanabilir bir ZFA aracı olup; çok bileşenli işaretlerin analizinde bilinen yöntemlere nazaran daha net zaman-frekans dağılımları sağlamaktadır. Bu durum Hilbert–Huang Dönüşümü, Değişken Kip Ayırıştırma ve FAY ile elde edilen zaman-frekans dağılımlarının karşılaştırılması ile doğrulanmıştır. Ayrıca önerilen yöntem Hilbert tabanlı yöntemlere nazaran kip karıştırma probleminden en az etkilenmekte ve FAY üzerinden geliştirildiği için herhangi bir parametre, pencere veya ara değerlendirme belirleme sorunlarına sahip değildir.

ANAHTAR KELİMELEER: Zaman-Frekans Analizi, Biyomedikal İşaret İşleme, Hilbert-Huang Dönüşümü, Fourier Ayırıştırma Yöntemi, İç İçe Geçmiş Fourier Ayırıştırma Yöntemi

ABSTRACT

A NEW APPROACH FOR TIME-FREQUENCY ANALYSIS OF MULTICOMPONENT SIGNALS: INTERWOVEN FOURIER DECOMPOSITION METHOD

Ph.D THESIS

MEHMET DOĞAN ELBİ

PAMUKKALE UNIVERSITY INSTITUTE OF SCIENCE
ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERING
(SUPERVISOR: PROF. DR. AYDIN KIZILKAYA)

DENİZLİ, DECEMBER 2020

Time–Frequency Analysis (TFA) is the whole of methods developed for the aim of gathering the most information from a system. In this regard, the Fourier Decomposition Method (FDM) is an up-to-date, data-driven adaptive method developed for the TFA of signals from nonlinear and time-varying physical systems. This method decomposes a given signal into zero-mean orthogonal functions with positive instantaneous frequencies through zero-phase ideal band-pass filters, and enables the relevant signal to be represented exactly by these functions. However, because of using ideal filters, the FDM is not suitable for decomposing signals consisting of components with intersecting instantaneous frequencies. As a result of the analysis of such signals with the FDM, distributions where the time or frequency information cannot be read clearly arise at the intersection points of the components. In this thesis, in order to find a solution to this problem, a method called Interwoven Fourier Decomposition Method (IWFDM) which corresponds to a generalized form of FDM is proposed.

In framework of the proposed method, two different procedures are derived to decompose the signal into its components based on the naturally occurring zero-phase non-ideal band-pass filter (ZP-NIBPF) characteristics. While the first of these procedures is scanning from low frequency to high frequency, the other one decomposes the signal into different frequency bands by scanning frequency in the opposite direction. Each decomposed frequency band define the characteristics of ZP-NIBPFs. The performance of these procedures are demonstrated by computer simulations performed on synthetic and real signals. At the same time, the results of the proposed method in the analysis of biomedical signals are examined both quantitatively and qualitatively, and its potential in this area are evaluated in detail.

The proposed IWFDM is an adaptive data-driven TFA tool; it provides clearer time-frequency distributions compared to available methods in the analysis of multicomponent signals. This situation is verified by comparing the time-frequency distributions obtained by Hilbert-Huang Transform, Variable Mode Decomposition and FDM. In addition, the proposed method is less affected by the mode-mixing problem rather than the Hilbert-based methods; and since it is developed based on FDM, it does not have any parameter, window or interpolation determination problems.

KEYWORDS: Time – Frequency Analysis, Biomedical Signal Processing, Hilbert – Huang Transform, Fourier Decomposition Method, Interwoven Fourier Decomposition Method

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET.....	i
ABSTRACT	ii
İÇİNDEKİLER	iii
ŞEKİL LİSTESİ	iv
TABLO LİSTESİ	viii
KISALTMA LİSTESİ	ix
ÖNSÖZ.....	x
1. GİRİŞ.....	1
1.1 Zaman Frekans Analizi	2
1.2 Biyomedikal İşaretler	15
1.3 Amaç ve Kapsam	21
2. Fourier Ayrıştırma Yöntemi	23
2.1 Analitik FTBF'lerin ileri yönde aranması: AYFT Yordamı.....	25
2.2 Analitik FTBF'lerin geri yönde aranması: YAFT Yordamı	27
2.3 FAY ile elde edilen ZFG Sonuçları ve Diğer Yöntemlerle Karşılaştırmaları.....	29
3. Önerilen İşaret Ayrıştırma Yöntemi: İç İç Geçmiş Fourier Ayrıştırma Yöntemi (İGFAY).....	39
3.1 SF-İOBGS Kavramsal Karakteristiği	41
3.2 SF-İOBGS Özelliklerinin ve Analitik FTBF'lerin Belirlenmesi.....	43
3.3 SF-İOBGS'lerin ve Analitik FTBF'lerin Elde Edilme Sürecine İlişkin Değerlendirmeler	48
3.4 Önerilen İGFAY Yordamlarının Başarım Analizi.....	50
3.4.1 ZFA'da Kullanılabilir Başarım Ölçütleri.....	51
3.4.2 Yapay ve Gerçek İşaretlerle Elde Edilen ZFA Sonuçları	53
4. Benzetim Sonuçları: Biyomedikal İşaretlerin ZamanFrekans Analizi	79
4.1 Cenine Ait ECG İşaretinin Analizi	79
4.2 Ani Kalp Ölümü Sırasında Kaydedilen ECG İşaretinin Analizi	83
4.3 Nesne Konumu Algılama Sırasında Kaydedilen EEG İşaretinin Analiz.....	86
4.4 Parmak Hareketleri Sırasında Alınan EMG İşaretinin Analizi.....	90
5. Sonuçlar.....	93
6. KAYNAKLAR.....	96
7. EKLER	104
EK A. GKA Yöntemi için MATLAB Kodları	104
EK B. FAY AYFT ve YAFT Yordamları için MATLAB Kodları.....	110
EK C. Önerilen Yöntem olan İGFAY AYFT ve YAFT Yordamları için MATLAB Kodları	113
8. ÖZGEÇMİŞ	117

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 1.1:	KSFD ve DD zaman-frekans tarama yöntemleri.	9
Şekil 1.2:	Sputnik 2 – Laika ve biyomedikal örnek alan kapsülü.	15
Şekil 1.3:	EEG 10-20 sistemi elektrot yerleşimi.	17
Şekil 1.4:	David Cohen'in manyetik kalkanlanmış MEG odası.	18
Şekil 1.5:	EKG'nin \perp noktasına yerleştirilmiş tek elektrotla ölçüm sonuçları. a) Tüm kardiyak hücreler boşta. b) Kulakçık kutuplanmasının bozulması. c) Kulakçık düğümüne elektrik darbesinin ulaşması. d-g) Karıncık kutuplanmasının bozulması. h) Karıncık tekrar kutuplanması. i) Tüm kardiyak hücrelerinin tekrar boşta kalması.....	19
Şekil 2.1:	FAY temelinde AYFT algoritması.....	26
Şekil 2.2:	FAY temelinde YAFT algoritması.....	28
Şekil 2.3:	Eşitlik (2.14) ile tanımlanan işaretin 1000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_1[n], n = 0, 1, \dots, 999\}$ işaretinin asıl ZFG'si.....	29
Şekil 2.4:	Eşitlik (2.14) ile tanımlanan işaretin 1000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_1[n], n = 0, 1, \dots, 999\}$ işareti için çeşitli uzunluktaki Gauss pencereleri kullanılarak üç farklı ZFA yöntemiyle elde edilen ZFG sonuçları: a) $N = 32$ için KSFD sonucu, b) $N = 128$ için KSFD sonucu, c) $N_1 = 16$ ve $N_2 = 64$ için MHD sonucu, d) $N = 64$ için Spektrogram sonucu.....	30
Şekil 2.5:	Eşitlik (2.14) ile tanımlanan işaretin 1000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_1[n], n = 0, 1, \dots, 999\}$ işareti için pencere fonksiyonunun kullanılmadığı dört farklı ZFA yöntemi ile elde edilen ZFG sonuçları: a) WVD, b) SDD, c) S dönüşümü, d) HHD.....	31
Şekil 2.6:	Eşitlik (2.14) ile tanımlanan işaretin 1000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_1[n], n = 0, 1, \dots, 999\}$ işaretinden FAY ile ulaşılan ZFG sonuçları: a) AYFT, b) YAFT.....	32
Şekil 2.7:	Eşitlik (2.15) ile tanımlanan işaretin 5000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_2[n], n = 0, 1, \dots, 4999\}$ işaretinin asıl ZFG'si.	33
Şekil 2.8:	Eşitlik (2.15)'deki sürekli zamanlı işaretin 5000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_2[n], n = 0, 1, \dots, 4999\}$ işareti için çeşitli uzunluktaki Gauss pencereleri ile birlikte üç farklı ZFA yönteminin ürettiği ZFG sonuçları: a) $N = 64$ için KSFD sonucu, b) $N = 512$ için KSFD sonucu, c) $N_1 = 32$ ve $N_2 = 128$ için MHD sonucu, d) $N = 256$ için Spektrogram sonucu.	33
Şekil 2.9:	Eşitlik (2.15) ile tanımlanan işaretin 5000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_2[n], n = 0, 1, \dots, 4999\}$ işareti için pencere fonksiyonunun kullanılmadığı dört farklı ZFA yöntemi ile elde edilen ZFG sonuçları: a) WVD, b) SDD, c) S dönüşümü, d) DKA.....	34

Şekil 2.10: Eşitlik (2.15) ile tanımlanan işaretin 5000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_2[n], n = 0, 1, \dots, 4999\}$ işaretinden FAY ile ulaşılan ZFG sonuçları: a) AYFT, b) YAFT.....	36
Şekil 2.11: Eşitlik (2.16)'daki gürültüsüz işaretin 5000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_3[n], n = 0, 1, \dots, 4999\}$ işaretinin asıl ZFG'si.	36
Şekil 2.12: Eşitlik (2.16) ile tanımlanan rastgele işaretin herhangi bir gerçekleştirilmesinin 5000 Hz ile örnekleme sonucu üretilen $\{x_3[n], n = 0, 1, \dots, 4999\}$ işaretinin çeşitli yöntemlerle elde edilen ZFG sonuçları: a) $N_1 = 32$ ve $N_2 = 128$ için MHD, b) $N = 256$ için Spektrogram, c) WVD, d) DKA, e) FAY-AYFT, f) FAY-YAFT.	37
Şekil 3.1: SF-İBGS karakteristiklerinin kavramsal gösterimi: a) FAY temelinde AYFT yordamı, b) FAY temelinde YAFT yordamı.	40
Şekil 3.2: İGFAY için oluşturulan SF-İOBGS karakteristiklerinin kavramsal gösterimi: a) AYFT, b) YAFT.....	42
Şekil 3.3: L örnekte oluşan $\{x[n], n = 0, 1, \dots, L-1\}$ zaman serisini analitik FTBF'lere ayrıştırmak için önerilen İGFAY-AYFT yordamının akış şeması (algoritması).	46
Şekil 3.4: L örnekte oluşan $\{x[n], n = 0, 1, \dots, L-1\}$ zaman serisini analitik FTBF'lere ayrıştırmak için önerilen İGFAY-YAFT yordamının akış şeması (algoritması).	48
Şekil 3.5: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örnekleme neticesinde elde edilen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisi: a) Zaman bölgesi gösterimi, b) ZFG.....	54
Şekil 3.6: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örnekleme neticesine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin dört farklı ZFA yöntemiyle elde edilen ZFG sonuçları: a) GKA, b) DKA, c) FAY-AYFT, d) FAY-YAFT.....	55
Şekil 3.7: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örnekleme neticesine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin İGFAY ile analizi neticesindeki ZFG sonuçları: a) AYFT, b) YAFT.	56
Şekil 3.8: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örnekleme neticesine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin GKA ve DKA ile sentezlenen bileşenleri: a) ana bileşen (GKA), b) girişim (GKA), c) ana bileşen (DKA), d) girişim (DKA).....	57
Şekil 3.9: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örnekleme neticesine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin FAY ile sentezlenen bileşenleri: a) ana bileşen (FAY-AYFT), b) girişim (FAY-AYFT), c) ana bileşen (FAY-YAFT), d) girişim (FAY-YAFT).	58
Şekil 3.10: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örnekleme neticesine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin İGFAY ile sentezlenen bileşenleri: a) ana bileşen (İGFAY-AYFT), b) girişim (İGFAY-AYFT), c) ana bileşen (İGFAY-YAFT), d) girişim (İGFAY-YAFT).	59
Şekil 3.11: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örnekleme neticesine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin FAY ve İGFAY ile analizinde ortaya çıkan bant geçiren süzgeçlerin	

	katsayıları, $C_i[k]$: a) FAY-AYFT, b) FAY-YAFT, c) İGFAY-AYFT, d) İGFAY-YAFT.	60
Şekil 3.12:	Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin MT ve AEY dağılımları: a) Asıl MT, b) Asıl AEY, c) MT (GKA), d) AEY (GKA), e) MT (DKA), f) AEY (DKA).	61
Şekil 3.13:	Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin FAY ile analizi sonucunda elde edilen MT ve AEY dağılımları: a) MT (AYFT), b) AEY (AYFT), c) MT (YAFT), d) AEY (YAFT).	62
Şekil 3.14:	Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin İGFAY ile analizi sonucunda elde edilen MT ve AEY dağılımları: a) MT (AYFT), b) AEY (AYFT), c) MT (YAFT), d) AEY (YAFT).	63
Şekil 3.15:	Eşitlik (3.14) ile tanımlanan $x_5(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisinin; a) Zaman bölgesi gösterimi, b) asıl ZFG'si, c) GKA ile elde edilen ZFG'si, d) DKA ile elde edilen ZFG'si.	65
Şekil 3.16:	Eşitlik (3.14) ile tanımlanan $x_5(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisinin FAY ve İGFAY ile elde edilen ZFG'leri: a) FAY-AYFT, b) FAY-YAFT, c) İGFAY-AYFT, d) İGFAY-YAFT.	67
Şekil 3.17:	Eşitlik (3.14) ile tanımlanan $x_5(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisinin MT dağılımları: a) Asıl MT, b) MT (DKA), c) MT (FAY-AYFT), d) MT (FAY-YAFT), e) MT (İGFAY-AYFT), f) MT (İGFAY-YAFT).	69
Şekil 3.18:	Eşitlik (3.14) ile tanımlanan $x_5(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisinin AEY dağılımları: a) Asıl AEY, b) AEY (DKA), c) AEY (FAY-AYFT), d) AEY (FAY-YAFT), e) AEY (İGFAY-AYFT), f) AEY (İGFAY-YAFT).	70
Şekil 3.19:	Eşitlik (3.14) ile tanımlanan $x_5(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisine SNR = 5 dB olacak şekilde beyaz Gauss gürültü eklenmesi ile elde edilen zaman serisinin Monte Carlo analiziyle ulaşılan ortalama ZFG'ler: a) GKA, b) DKA, c) FAY-AYFT, d) FAY-YAFT, e) İGFAY-AYFT, d) İGFAY-YAFT.	71
Şekil 3.20:	SNR = 5 dB olacak şekilde beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisinin GKA, DKA, FAY ve İGFAY ile Monte Carlo analizi sonucunda elde edilen her bir ZFG'den hesaplanan nicel metrikler: a) PSNR, b) PC, c) SSIM, d) CM.	73
Şekil 3.21:	Eşitlik (3.15) ile tanımlanan sayısal ses kaydının zaman bölgesi gösterimleri: a) $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisi, b) Mikrofondan alınan sesi temsil eden $\{x_6[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisi.	75
Şekil 3.22:	Eşitlik (3.15) ile modellenen sayısal ses kaydını temsil eden $\{x_6[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisinin dört farklı yöntemle	

	elde edilen ZFG'leri: a) GKA, b) DKA, c) FAY-AYFT, d) FAY-YAFT, e) İGFAY-AYFT, f) İGFAY-YAFT.....	77
Şekil 4.1:	Anne ve cenine (kırmızı kesik çizgiler) ait ECG işareti ve FAY yordamları ile elde edilen ZFG sonuçları: a) 1 kHz örnekleme frekanslı ECG işareti, b) FAY-AYFT, c) FAY-YAFT.....	80
Şekil 4.2:	Anne ve cenine (kırmızı kesik çizgiler) ait ECG işareti için İGFAY yordamlarının ürettiği ZFG sonuçları: a) İGFAY-AYFT, b) İGFAY-YAFT.....	81
Şekil 4.3:	Anne ve cenine (kırmızı kesik çizgiler) ait ECG işaretinin FAY ve İGFAY yordamları ile analizi sonucu elde edilen AEY dağılımları: a) FAY-AYFT, b) İGFAY-AYFT, c) FAY-YAFT, d) İGFAY-YAFT.	82
Şekil 4.4:	Ani kalp ölümünden 3 s önce alınan ECG işaretinin FAY ve İGFAY yordamları ile analizi sonucu elde edilen ZFG'ler: a) ECG işareti, b) FAY-AYFT, c) FAY-YAFT, d) İGFAY-AYFT, e) İGFAY-YAFT. Kırmızı kesik çizgiler, kalp atışı belirteçidir.	84
Şekil 4.5:	Ani kalp ölümünden 3 s önce alınan ECG işaretinin FAY ve İGFAY yordamları ile analizi neticesindeki ZFG'lerden oluşturulan MT dağılımları: a) FAY-AYFT, b) FAY-YAFT, c) İGFAY-AYFT, d) İGFAY-YAFT.	85
Şekil 4.6:	Sabit arka plan üzerinde yatay yönde 20 piksel kayan nesneye odaklanan deneğin PO3 elektrotundan alınan EEG işareti ve bu işaretin analizi sonucu elde edilen ZFG'ler: a) EEG işareti, b) FAY-AYFT, c) FAY-YAFT, d) İGFAY-AYFT, e) İGFAY-YAFT.	87
Şekil 4.7:	Sabit arka plan üzerinde yatay yönde 20 piksel kayan nesneye odaklanan deneğin PO3 elektrotundan alınan EEG işareti ve bu işaretin analizi sonucu elde edilen ZFG'ler: a) EEG işareti, b) FAY-AYFT, c) FAY-YAFT, d) İGFAY-AYFT, e) İGFAY-YAFT. Kırmızı kesik çizgiler, EEG işaretindeki frekans bandı belirteçleridir.....	89
Şekil 4.8:	Parmakların eş zamanlı olarak kapanıp açılması sırasında bileğin uzun ekstensor kası üzerinden alınan EMG işareti ve bu işaretin analizi sonucu elde edilen ZFG'ler: a) EMG işareti, b) FAY-AYFT, c) FAY-YAFT, d) İGFAY-AYFT, e) İGFAY-YAFT.	91
Şekil 4.9:	Parmakların eş zamanlı olarak kapanıp açılması sırasında bileğin uzun ekstensor kası üzerinden alınan EMG işareti ve bu işaretin analizi sonucu elde edilen ZFG'ler: a) EMG işareti, b) FAY-AYFT, c) FAY-YAFT, d) İGFAY-AYFT, e) İGFAY-YAFT.	92

TABLO LİSTESİ

Sayfa

Tablo 3.1: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan işaretin örneklenmişine karşı düşen zaman serisinin GKA, DKA, FAY ve İGFAY ile analizi sonucu elde edilen ZFG'lerin nicel olarak değerlendirilmesi.	64
Tablo 3.2: Eşitlik (3.14) ile tanımlanan işaretin örneklenmişine karşı düşen zaman serisinin GKA, DKA, FAY ve İGFAY ile analizi sonucu elde edilen ZFG'lerin nicel olarak değerlendirilmesi.	67
Tablo 3.3: Eşitlik (3.15) ile modellenen ses kaydının GKA, DKA, FAY ve İGFAY ile analizi neticesinde elde edilen ZFG'lerden hesaplanan nicel başarımlar ölçütleri.	76



KISALTMA LİSTESİ

FD	: Fourier Dönüşümü (Fourier Transform)
ZFG	: Zaman Frekans Gösterimi (Time-Frequency Representation)
ZFA	: Zaman Frekans Analizi (Time-Frequency Analysis)
MRG	: Manyetik Rezonans Görüntüleme (Magnetic Resonance Imaging)
GG	: Gabor Gösterimi (Gabor Representation)
KSFD	: Kısa Süreli Fourier Dönüşümü (Short-Time Fourier Transform)
MHD	: Margenau-Hill Dağılımı (Margenau-Hill Distribution)
AGS	: Anlık Güç Spektrumu (Instantaneous Power Spectrum)
WVD	: Wigner-Ville Dağılımı (Wigner-Ville Distribution)
CWD	: Choi-Williams Dağılımı (Choi-Williams Distribution)
DD	: Dalgacık Dönüşümü (Wavelet Transform)
AR	: Öz-Bağlanımlı (Auto-Regressive)
MA	: Kayan-Ortalamalı (Moving-Average)
HD	: Hilbert Dönüşümü (Hilbert Transform)
GKA	: Görgül Kip Ayrıştırma (Empirical Mode Decomposition)
ÖKF	: Öz Kip Fonksiyonu (Intrinsic Mode Function)
HHH	: Hilbert – Huang Dönüşümü (Hilbert – Huang Transform)
DKA	: Değişken Kip Ayrıştırma (Variational Mode Decomposition)
SDD	: Sürekli Dalgacık Dönüşümü (Continuous Wavelet Transform)
FAY	: Fourier Ayrıştırma Yöntemi (Fourier Decomposition Method)
FTBF	: Fourier Temel Bant Fonksiyonu (Fourier Intrinsic Band Function)
AYFT	: Alçak Frekanstan Yüksek Frekansa Tarama
YAFT	: Yüksek Frekanstan Alçak Frekansa Tarama
EEG	: Elektroensefalogram (Electroencephalogram)
ECoG	: Elektrokortikogram (Electrocorticogram)
MEG	: Manyetoensefalogram (Magnetoencephalogram)
BBA	: Beyin – Bilgisayar Arayüzü (Brain – Computer Interface)
ECG	: Elektrokardiyogram (Electrocardiogram)
EMG	: Elektromiyogram (Electromyogram)
EGG	: Elektrogastrogram (Electrogastrogram)
FKG	: Fonokardiyogram (Phonocardiogram)
VMG	: Vibromiyogram (Vibromyogram)
İGFAY	: İç İçe Geçmiş Fourier Ayrıştırma Yöntemi (Interwoven Fourier Decomposition Method)
SF-İBGS	: Sıfır Fazlı-İdeal Bant Geçiren Süzgeç (Zero Phase Ideal Band Pass Filter)
SF-İOBGS	: Sıfır Fazlı-İdeal Olmayan Bant Geçiren Süzgeç (Zero Phase Non-Rectangular Band Pass Filter)
YSB	: Yüksek Seviye Bandı (High Level Band)
DSB	: Düşük Seviye Bandı (Low Level Band)
YKB	: Yükselen Kenar Bandı (Rising Edge Band)
DKB	: Düşen Kenar Bandı (Falling Edge Band)
MT	: Marjinal Tayf (Marginal Spectrum)
AEY	: Anlık Enerji Yoğunluğu (Instantaneous Energy Density)

ÖNSÖZ

Öncelikle yalnızca doktora döneminde değil, hayatımın her anında bana maddî ve manevî sınırsız destek veren, karşıma çıkan her zorluğu aşmamı sağlayan, sonsuz güven ve minnetime sahip babama, anneme, kardeşime ve eşime tekrar tekrar teşekkür eder; oğlum Korkut Türker ELBİ'ye aynı destek ve güveni sağlayabilmeyi temenni ederim.

Lisans eğitimimden beri her çalışmamda en az benim kadar emeği olan danışmanım Prof. Dr. Aydın KIZILKAYA'ya, hem bana olan güveni ve desteği için hem de başarılı ya da başarısız tüm çalışmalarımda yanımda olduğu için sonsuz saygımı ve teşekkürlerimi sunarım.

Doktora dönemimin başından beri beni cesaretlendiren, destekleyen ve verdikleri bilgileri, tecrübeleri ve fikirleriyle bu noktaya gelmemi sağlayan yeterlilik ve tez komitesi üyesi hocalarım, Prof. Dr. Ahmet Hamdi Kayran, Prof. Dr. Ender Mete Ekşioğlu, Prof. Dr. Sezai Tokat, Prof. Dr. Erkan Yüce ve Prof. Dr. Kadir Kavaklıoğlu'na, ayrıca tez savunmama gelmeyi kabul eden Prof. Dr. Aydın Akan'a minnetimi sunarım.

Ayrıca eğitim hayatımda gerek verdikleri bilgilerle gerekse işler yolunda gitmediği zamanlarda gösterdikleri maddi ve manevi destekleriyle hayatımda çok önemli yerleri olan hocalarıma ve dostlarıma ayrı ayrı teşekkürlerimi sunar, hayatımın geri kalanında iyi bir insan ve akademisyen olmak yolunda atacağım her adımda katkılarının olacağını bilmelerini isterim.

Bugün bu ülkenin birden fazla bilim kuruluşundan ve akademisinden yıllarca eğitim almış ve nihayetinde Doktor ünvanını hak etmek için yeni bir yöntem sunacak noktaya gelmiş bir bilim insanı olabildiğim için bizlere bu imkânları sağlayan Ulu Önder ve Başöğretmen Mustafa Kemal ATATÜRK'e sonsuz saygı ve minnetle...

Mehmet Doğan ELBİ

1. GİRİŞ

Fiziksel bir davranış veya durum, belirli bir zaman aralığı içerisinde meydana gelir. Dolayısıyla bu davranış veya durum hakkındaki bilgiyi taşıyan her çeşit büyüklüğe karşı düşen işaretin zaman bölgesindeki değişimi esastır. Diğer taraftan, farklı gösterimde işaretin değerlendirilmesi genellikle işaretin doğası hakkında daha fazla bilgiye ulaşabilmeyi mümkün kılar. Değişik gösterim biçimleri, işaretin tam bir fonksiyonlar kümesinde genişletilmesiyle sağlanır ve matematiksel olarak bunu yapabilmenin birçok yolu vardır. İşaret temsilinde belirli bir gösterimi değerli kılan özellik, bu gösterimin işaret doğasını ne derece iyi yansıtabildiği ile ilgilidir. Çünkü gösterim, doğada veya içinde bulunduğu durumda önem arz eden fiziksel bir büyüklük ile tanımlanır (Leon Cohen 1995).

Sürekli zamanlı bir işaretin örneklenerek zaman bölgesinde ifade edilmesi ile işaretin üretildiği sisteme ait sınırlı miktarda bilgiye ulaşılabilir. Sistem hakkında daha fazla bilgi edinmek için Fourier Dönüşümü (FD) temelli yaklaşımlar kullanılarak zaman bölgesinden frekans bölgesine geçiş yapılır. Bu sayede sistemin rezonansı, temel frekansı, harmonikleri gibi birçok yeni bilgiye ulaşılacaktır. Sistemin doğrusal olmaması veya zamanla değişmesi gibi durumlarda ise FD yetersiz kalacaktır (Cohen 1989). Gerçek hayatta sistemler genellikle doğrusal olmayan ve zamanla değişen yapıdadırlar. Bu sebeple fiziksel sistemlerden örneklenen mekanik titreşimler, ses, akustik, haberleşme, sonar, biyomedikal gibi işaretler zamanla değişen davranış sergilerler. Ayrıca bu işaretler genellikle birden fazla bileşene sahiptirler. Çok bileşenli işaretleri olabildiğince doğru ayırtmak gösterim, teşhis, kontrol, sınıflandırma, gürültüden arındırma ve tespit gibi birçok süreç için oldukça elzemdir.

Bir işaretin doğası hakkında bilgi edinmek için günümüzdeki en geniş perspektif, doğru ve yüksek çözünürlüklü bir Zaman-Frekans Gösterimi (ZFG)'dir. ZFG, hem zaman hem de frekans bölgesinde işaret dinamiklerinin bir haritasını sunar. Buradaki temel fikir, işareti zaman-frekans değişkenleri ile tanımlayarak enerjisinin hangi zamanlarda ve frekans bantlarında yoğunlaştığını en net biçimde görebilmektir. Bunun için kullanılan yöntemlere Zaman Frekans Analizi (ZFA) adı verilmektedir.

1.1 Zaman Frekans Analizi

Pimonow'a göre ilk kez 1890 yılında Sommorfeld'in doktora tezinde anlık izge kestiriminden bahsedilmesine rağmen o dönemde bütünsel Fourier analizlerine yoğunluk verildiği için ZFA'nın kronolojik başlangıç noktasına dair bilgi kaybolmuştur. 1940'ların ortasında sonogramın icadıyla birlikte anlık izge kestirimleri literatürde yer bulmaya başlamıştır. Sonogram ya da günümüzdeki kullanımı ile Ultrason, sesin farklı yüzeylerdeki yansıma hızlarının gözlemlenerek zamana veya konuma bağlı bir imge oluşturulmasıdır. Yansımalar arasındaki fark zaman bölgesinde okunamayacak kadar küçük olduğu için ultrason cihazları, manyetik rezonans görüntüleme (MRG) cihazlarındaki gibi frekans bölgesinde çıkış üretmektedirler. Bu da zamana bağlı frekans gösterimini bir ihtiyaç haline getirmiştir (Flandrin 1998).

Frekans matematiksel olarak anlık ve değişken olarak tanımlanabilmekte fakat fiziksel olarak bu tanımlar yapılamamaktadır. Çünkü bir sistemin frekansından bahsedebilmek için o sistemden alınan işaretlerin sabit harmonik salınımların bir toplamı olarak ifade edilebilmesi gerekmektedir. Fourier izgesi doğrusal bir sistemin sınırlı zaman aralığında tüm fiziksel harmonik salınımlarını matematiksel olarak gösterebilmektedir. Zamanla değişen sistemlerin frekans bölgesinde ifade edilebilmesi için her bir frekans bandının farklı zaman kesitlerinde hesaplanması ilk olarak Gabor (1946) tarafından sunulmuştur. Gabor gösterimi (GG) olarak adlandırılan bu yöntemde göre L örnekten oluşan ayrık zamanlı $x[n]$ dizisi

$$X[n, f] = \sum_{k=0}^{L-1} x[k]w^*[k - n]e^{-j2\pi fk} \quad (1.1)$$

biçiminde zaman-frekans düzlemine konumlandırılır. Burada n zaman indislerini, f frekans değerlerini, $w[n]$ ise zamanda N uzunluklu pencere fonksiyonunu ifade etmektedir (Thayaparan ve Kennedy 2003).

Heisenberg'in 1920 yılında kuantum mekaniği çalışmaları sırasında keşfettiği belirsizlik ilkesi gereği, pencere fonksiyonunun zamanda uzunluğu ile genişletilecek işaretin frekans bölgesindeki bant genişliğinin çarpımı her zaman $1/4\pi$ ile sınırlıdır. Böyle bir sınır koşulu,

$$w[n] = e^{-\frac{1}{2\sigma^2}\left[n - \left(\frac{N-1}{2}\right)\right]^2} \quad (1.2)$$

ile tanımlanan Gauss penceresinin Gabor (1946) tarafından yayınlanan haberleşme teorisi çalışmalarında kullanımı neticesinde ortaya çıkmış ve Gabor-Heisenberg Belirsizliği olarak adlandırılmıştır (Flandrin 1998). Bu sebeple Gabor, (1.1) ile tanımlanan ZFG'deki pencereyi (1.2)'deki Gauss fonksiyonu ile tanımlamaktadır.

Gabor-Heisenberg Belirsizliği, GG içerisinde aşılamayacak bir ödünleşim olduğunu ifade etmektedir. Bu ödünleşim, işarete ilişkin ZFG'nin zaman ve frekans çözünürlükleri ile ilgili olup (1.1)'de kullanılan pencere uzunluğunun bir sonucudur. Pencere uzunluğu arttıkça işarete ilişkin ZFG'nin frekans çözünürlüğü artarken zaman çözünürlüğü azalmakta, diğer taraftan pencere uzunluğu azaldıkça tam tersi bir durum ile karşılaşılmaktadır. Bu ödünleşim ilk kez 1928 yılında Weyl tarafından iddia edilmiş ve Heisenberg Belirsizliği ile sınırlar Gabor tarafından tanımlanmıştır.

Doğrusal bir ZFG olan GG'nin olası farklı pencere fonksiyonlarıyla birçok farklı uygulaması, Kısa Süreli Fourier Dönüşümü (KSFD) adı ile genelleştirilmiştir. Zamanla değişen işaretler için Fourier analizinin kullanıldığı bilinen ilk yöntem olan KSFD, literatürdeki en basit ve en sık tercih edilen ZFA aracı haline gelmiştir (Cohen 1995). KSFD'nin üç temel problemi; pencere türünün, pencere uzunluğunun ve analiz edilen işaret üzerinde pencerenin gezdirilmesi esnasında oluşturulacak örtüşme miktarının belirlenmesi olmuştur. Analizi yapılacak işaretlerin frekans karakteristiğine ve örneklenme hızına bağlı olarak seçilecek pencere tipi, uzunluğu ve örtüşme miktarı günümüzde halen genelleştirilememiş açık problemler arasında yer almakta ve her işaret için deneme yanılmalarla tespit edilmektedir. Literatürde uyarlamalı yöntemlerin var olmasına karşın, tam genelleştirme halen mevcut değildir.

Margenau ve Hill (1961) kuantum teorisindeki çapraz ölçümlerin farklı pencerelerle birbirlerinden ayrılabilceğini keşfederek, Margenau–Hill Dağılımı (MHD) adı verilen çift-doğrusal ZFA aracının temelini atmışlardır. Genel ifadesi

$$X[n, f] = \Re\{K_{N_1 N_2}^{-1} X_{KSFD_1}[n, f] X_{KSFD_2}^*[n, f]\} \quad (1.3)$$

ile verilen bu dağılım, N_1 ve N_2 uzunluklu iki farklı pencere ile KSFD uygulanan bir işaretten ulaşılan ZFG'lerin çarpımları ile yeni bir ZFG elde edilebileceğini ifade eder.

İşarete uygulanan KSFD ile elde edilen ZFG, negatif frekans bilgilerini de içeren simetrik bir izge oluşturmaktadır. Denklem (1.3) içeriğinde, KSFD sonucunun eşleniği ile çarpımı sayesinde izge tek taraflı olacaktır; yani çift-doğrusal dağılımlar yalnızca pozitif frekanslarda tanımlı ZFG'lerin oluşturulmasını sağlamaktadır. Düzeltme terimi $K_{N_1 N_2}^{-1}$, kullanılan pencerelerin enerjisinin çarpıma göre tersine karşı düşmekte ve

$$K_{N_1 N_2} = \langle w_{N_1}, w_{N_2}^* \rangle \quad (1.4)$$

biçiminde iç çarpım formunda ifade edilmektedir. Burada w_{N_1} , N_1 uzunluklu ilk pencereyi; $w_{N_2}^*$ ise N_2 uzunluklu ikinci pencerenin eşleniğini ifade etmektedir. Denklem (1.3)'teki \mathfrak{R} ifadesi ise sonucun reel kısmının alınacağını belirtmektedir.

Karesel Cohen sınıflarının en temel formu olarak da bilinen MHD sonucunda ortaya çıkan bilgi, iki farklı enerji dağılımının çarpımından elde edildiği için anlık güç spektrumu (AGS) olarak da tanımlanmaktadır. MHD, alçak frekans bandındaki etkilerin frekans çözünürlüğünü iyileştirecek kısa bir pencere ile yüksek frekans bandındaki etkilerin zaman çözünürlüğünü iyileştirecek uzun bir pencere kullanımını önererek; yalnızca çözünürlük sorununu iyileştirmekle kalmamış, aynı zamanda kullanılan pencerelerin sınır etkilerini hafifletecek şekilde farklı pencerelerin eşzamanlı kullanımına olanak sağlamıştır. Fakat çözünürlük problemi için önemli bir çözüm sunan bu yöntem, pencere türü ve uzunluğu seçimini daha zor hale getirmiş ve işaretin ZFG'den geri çatımını olanaksız hale getirmiştir.

Zaman-Frekans-Güç dağılımının ifade edildiği ilk yöntem KSFD ile eşzamanlı olarak geliştirilmiş, enerji yoğunluk dağılımı adı verilen spektrogram yöntemidir. ZFG'nin önem kazanmasını sağlayan sonogram cihazları tek yanlı bir frekans çıkışı üretmektedir, KSFD ise negatif frekanslara sahiptir. Frekans izgesinin tek yanlı hale getirilmesi amacıyla KSFD'nin enerjisi

$$S[n, f] = |X_{KSFD}[n, f]|^2 = \left| \sum_{k=0}^{L-1} x[k] w_1^*[k - n] e^{-j2\pi f k} \right|^2 \quad (1.5)$$

ile hesaplanmış ve elde edilen enerjinin de zamana ve frekansa bağlı bir sonuç ürettiği gözlenerek spektrogram yöntemi geliştirilmiştir.

Spektrogram hesaplanırken tek bir KSFD işlemi uygulandığı için MHD'den farklı olarak ekstra bir reel aktarma operatörü kullanılmaz. Ayrıca kullanılan pencere fonksiyonu,

$$w_1[n] = \frac{w[n]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} w^2[k]}} \quad (1.6)$$

biçiminde seçilen pencerenin normalize edilmiş formunda olduğundan dolayı MHD içerisindeki düzeltme terimine de bu yöntemde ihtiyaç duyulmaz.

Spektrogramla sağlanan en belirgin üstünlük, işaret içerisindeki düşük enerjili yerel bileşenlerin ZFG içerisinde görünürlüğü kaybetmesidir. Fakat pencere seçimi ve çözünürlük problemleri halen çözülememiştir.

Herhangi bir pencere fonksiyonuna ihtiyaç duymayan bir ZFG yöntemi, Wigner ve Ville tarafından gerçekleştirilen çalışmalarla ortaya konmuştur. Wigner (1932) tarafından yapılan kuantum mekaniği çalışmaları sırasında önerilen istatistiksel ilişki, Ville (1948) tarafından ZFA için düzenlenmiş ve Wigner-Ville Dağılımı (WVD) olarak literatüre girmiştir. Sonlu sayıda örneğe sahip zaman serileri için WVD'nin ayrık formdaki ifadesi,

$$W[n, f] = \sum_{k=0}^{L-1} x[n+k]x^*[n-k]e^{-j2\pi fk} \quad (1.7)$$

biçiminde Claasen ve Mecklenbrauker (1980) tarafından tanımlanmıştır.

Durağan olmayan, stokastik bir sürecin anlık öz-ilişki fonksiyonunun FD sonucu olarak tanımlanan WVD, incelenen işaret karmaşık bile olsa reel değerlere sahip bir çıkış üretmektedir. Ayrıca WVD uygulanan işaret herhangi bir zaman veya frekans kaymasına sahipse, aşağıda gösterildiği gibi WVD sonucu da aynı oranda kayacaktır:

$$y[n] = x[n - n_0] \Leftrightarrow W_y[n, f] = W_x[n - n_0, f] \quad (1.8)$$

$$y[n] = x[n]e^{j2\pi f_0 n} \Leftrightarrow W_y[n, f] = W_x[n, f - f_0] \quad (1.9)$$

WVD'nin en önemli üstünlüğü, sırasıyla

$$|x[n]|^2 = \sum_{k=0}^{f_s/2} W[n, k] \quad (1.10)$$

ve

$$|X[f]|^2 = \sum_{k=0}^{L-1} W[k, f] \quad (1.11)$$

eşitlikleri ile tanımlanan zaman ve frekans marjinallerini mükemmel biçimde oluşturabilmesidir. Bu üstünlüğü sayesinde zaman bölgesindeki işaretin geri çatımı KSFD ve spektrograma nazaran çok daha kolaydır. Denklem (1.10)'da toplam teriminin üst sınırı olan $f_s/2$ terimi ayrık işaretlerin ZFA içerisinde görebileceğimiz frekans üst sınırı olan örnekleme frekansının yarısına karşı düşmektedir. Bu durum aynı zamanda WVD'nin ZFG içerisinde optimum enerji konsantrasyonunu oluşturmasına da sebep olmaktadır.

Tüm üstünlüklerine rağmen WVD'nin spektrogram kadar ilgi görmemesinin sebebi, incelenen işaretin en az iki bileşenden oluşması durumunda WVD'sinin çapraz terim üretmesinden kaynaklanmaktadır. Örneğin $x[n] = x_1[n] + x_2[n]$ biçiminde iki bileşenin toplamından oluşan bir işaret için WVD,

$$W_x[n, f] = W_{x_1}[n, f] + W_{x_2}[n, f] + 2\Re\{W_{x_1, x_2}[n, f]\} \quad (1.12)$$

olarak bulunur. Burada $W_{x_1, x_2}[n, f] = \sum_{k=0}^{L-1} x_1[n+k]x_2^*[n-k]e^{-j2\pi fk}$ olmak üzere $2\Re\{W_{x_1, x_2}[n, f]\}$ terimi, çapraz bileşene karşı düşer ve görsel anlamda ZFG içerisinde gerçek bileşenlerin tam ortasında yapay bir enerji bölgesinin oluşmasına sebep olur.

Spektrogramda ise çapraz bileşenler çarpım biçiminde ortaya çıkmaktadır. Örneğin $x[n] = x_1[n] + x_2[n]$ biçiminde iki bileşenin toplamından oluşan bir işaret için spektrogram,

$$\begin{aligned} S_x[n, f] &= |X_x[n, f]|^2 = |X_{x_1}[n, f] + X_{x_2}[n, f]|^2 \\ &= |X_{x_1}[n, f]|^2 + |X_{x_2}[n, f]|^2 + 2\Re\{X_{x_1}[n, f]X_{x_2}^*[n, f]\} \end{aligned} \quad (1.13)$$

biçiminde elde edilir ve burada $2\Re\{X_{x_1}[n, f]X_{x_2}^*[n, f]\}$ terimi çapraz bileşeni ifade etmektedir. Denklem (1.13)'de görüldüğü üzere WVD'den farklı olarak, $x[n]$ işaretini

oluşturan bileşenlerin ZFG'leri çarpım durumundadır. Dolayısıyla ortak noktaları olmayan bileşenlerin çapraz bileşenleri sıfır olacaktır. Spektrogramlarda birbirine yakın bileşenlerde çapraz terimler ise bileşenler arasında enerji sızıntıları şeklinde görülmektedir (Sandsten 2020).

WVD spektrogram kadar uygulama alanı bulamamış olmasına rağmen ZFA üzerinde ciddi bir temel oluşturmuştur. Bu temel,

$$r_x[n, \tau] = x[n + \tau]x^*[n - \tau] \quad (1.14)$$

ile ifade edilen anlık öz-ilişki fonksiyonu üzerine FD uygulanması sonucunda elde edilen muğlaklık fonksiyonu

$$A_x[\nu, \tau] = \sum_{k=0}^{L-1} r_x[k, \tau] e^{-j2\pi\nu k} \quad (1.15)$$

sayesinde sonsuz sayıda olası dağılımın tanımlanmasına olanak sağlamaktadır. Muğlaklık fonksiyonu ile zaman eksenini τ , frekans eksenini ν olan ZFG benzeri bir gösterim elde edilmektedir. Bu gösterim zamanda ve frekansta negatif bileşenlerle hesaplanır ve WVD sonucunda oluşacak çapraz terimleri merkeze alır. Böylece

$$A_x^Q[\nu, \tau] = A_x[\nu, \tau] \phi[\nu, \tau] \quad (1.16)$$

ile tanımlanan ek bir çekirdek fonksiyonu sayesinde ZFG'deki çapraz terimlerden kurtulmak, çözünürlüğü artırmak, eksenleri gerçek zaman ve frekans eksenlerine çevirmek mümkün olabilmektedir.

Eşitlik (1.16)'da verilen $A_x^Q[\nu, \tau]$ çekirdek fonksiyonu tüm karesel Cohen sınıflarını tanımlayabilen genel bir fonksiyondur (Cohen 1966). Örneğin çekirdek fonksiyonu $\phi[\nu, \tau] = 1$ olarak alındığında (1.16)'daki yapı (1.7) ile tanımlanan WVD'ye karşı düşer. Benzer biçimde çekirdek fonksiyonu olarak Gauss fonksiyonu, $\phi[\nu, \tau] = e^{-\nu^2 \tau^2 / \sigma}$, kullanılırsa üstel dağılım olarak da bilinen Choi-Williams Dağılımı (CWD) elde edilir. Bu dağılım çapraz terimlerin enerjisini düşürürken, WVD'ye göre daha yumuşak bir ZFG elde edilmesini sağlar.

Cohen sınıflarının tanımlanmasıyla tüm karesel ZFG yöntemleri, yalnızca çekirdek fonksiyonunun seçimine indirgenmiş olur. Ayrıca çekirdek fonksiyonu,

$$\phi[0, \tau] = \phi[v, 0] = 1 \quad (1.17)$$

ile verilen şartı sağladığında, hem zaman hem de frekans marjinallerini WVD'de olduğu gibi oluşturulabilmektedir.

Çekirdek fonksiyonunun $\phi[v, \tau] = \text{sinc}[\alpha v \tau]$ olarak seçilmesiyle, Sinc Dağılımı olarak da bilinen Born-Jordan Dağılımı elde edilir. Bu dağılım çapraz terimlerin bir kısmını tamamen yok etmekte ve daha keskin bir ZFG sağlamaktadır.

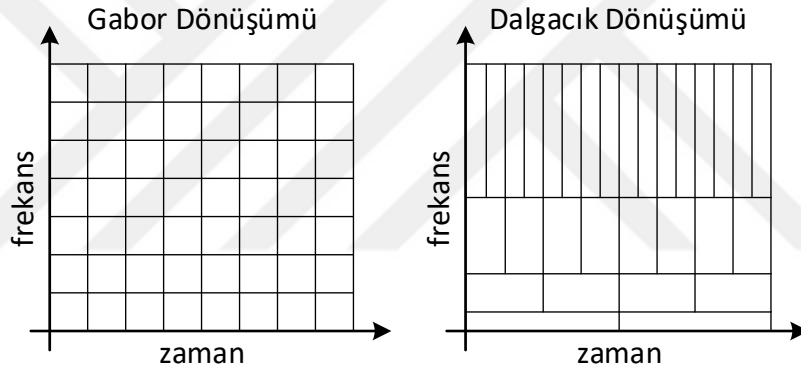
Literatürde, 1966'dan günümüze pek çok dağılım ve optimum çekirdek fonksiyonu belirleme algoritması yayınlanmıştır. Fakat ZFA yalnızca dağılımlar üzerinden ilerlememektedir. Pencere türü ve uzunluğunun seçimi, çekirdek fonksiyonu seçimi, zaman ve frekans çözünürlüklerinin optimizasyonu gibi problemler, araştırmacıları farklı ZFA yaklaşımları bulmaya yöneltmektedir. ZFA için GG ve Cohen sınıfları dışında bir diğer yaklaşım Dalgacık Dönüşümü'dür (DD). Bu dönüşüm en genel haliyle zamanda kayan, farklı frekanslardaki, birbirlerine dik süzgeçlerin; uygulandığı işaretteki enerji dağılımlarının zamanlarını belirlemek ve skalogram üzerine yerleştirmek olarak tanımlanabilir.

Farklı frekans bantlarındaki enerji yoğunluklarının tespiti için ortogonal baz fonksiyonlarının kullanımı fikri ilk kez 1800'lerde Fourier tarafından ortaya konmuş, bu enerji yoğunluklarının ortaya çıktığı zaman aralıklarının tespiti için kayan baz fonksiyonlarının kullanılabilmesi de ilk 1909 yılında Haar tarafından iddia edilmiştir. Haar'ın tezinin ekler kısmında bahsedilen bu yöntem, kendi geliştirdiği Haar baz fonksiyonları süreksiz olduğundan çok sınırlı bir kullanım alanı bulmuştur. 1930'larda bağımsız gruplar tarafından değişken ölçekli baz fonksiyonları tanımlanmış ve Grossmann ve Morlet (1984)'in kuantum çalışmalarında değişken ölçekli baz fonksiyonları dalgacık olarak adlandırılmıştır. 1985 yılında Stephane Mallat'ın dalgacıkları sayısal işaret işleme süreçlerinde kullanmasının ardından kısa süre içinde Meyer, Haar bazlarının aksine sürekli ve türevlenebilir bir dalgacık grubu oluşturmuştur. Birkaç yıl içinde Ingrid Daubechies halen en sık kullanılan dalgacık grubunu literatüre kazandırmıştır (Graps 1995).

Literatürde oldukça sık kullanılan, temel DD formlarından biri olan Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SSD),

$$CWT(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1.18)$$

ifadesi ile KSFD'ye oldukça benzemektedir. En temel fark $\psi \left(\frac{t-b}{a} \right)$ olarak ifade edilen dalgacık fonksiyonunun KSFD'deki gibi pencere değil, değişken ölçekli bir baz fonksiyonu olmasıdır. Şekil 1.1'de görüldüğü üzere Gabor yaklaşımına dayalı olan dağılımlar ve KSFD, sabit pencere uzunlukları ile zaman bölgesinde sabit taramalar yaparken; DD, farklı frekans bantlarını zaman bölgesinde farklı uzunluklarda tarayarak hem yüksek frekanslı bileşenler için çok daha iyi zaman çözünürlüğü hem de alçak frekanslı bileşenler için çok daha iyi frekans çözünürlüğü elde etmektedir.



Şekil 1.1: KSFD ve DD zaman-frekans tarama yöntemleri.

Mallat (1989) tarafından tanımlanan DD, Daubechies (1992) tarafından geliştirilmiş ve bilinen tüm sınırları ve kullanılacak olan dalgacıkların sahip olması gereken özellikleri literatüre kazandırılmıştır. DD halen özel dalgacık formlarının üretilmesiyle geliştirilmektedir. Buna ek olarak DD yalnızca ZFG sağlamakla yetinmemekte; ZFA yöntemlerine ayırıştırma, süzgeç bankası ve sıkıştırma yeteneklerinin de eklenmesine olanak sağlamaktadır. 1980'lerden itibaren elektroniğin analogdan sayısal ortama taşınmasıyla DD, ZFA'nın en yaygın kullanım alanına ulaşmasını sağlamıştır.

Denklem (1.18)'den de anlaşılacağı üzere DD'nin en büyük eksikliklerinden biri gerçek frekans ve zaman değerlerine sahip bir ZFG oluşturmak yerine bir skalogram oluşturmasıdır. Benzer bir eksiklik Cohen sınıflarında da mevcuttur.

Çözünürlükte Gabor'dan çok daha iyi bir çözüm sunmasına rağmen, halen çözünürlük sınırlarına sahiptir. Benzer biçimde örnek sayısı az olan işaretlerin analizinde bir başarıyı sağlayamamaktadır. Analiz için gerekli dalgacık seçimi ise halen en büyük eksikliği oluşturmaktadır. Yanlış dalgacık seçimi tamamen hatalı ZFG'ler üretebilmektedir.

Zamanla değişen işaretlerin analizinde en önemli dönüm noktalarından biri Kay ve Marple (1981) tarafından sunulan modern spektrum analizidir. Burada Norbert Wiener'in Brown Hareketi üzerine yaptığı Harmonik Analiz çalışmalarında ortaya çıkardığı stokastik modellerden hareketle elde edilen güç dağılım spektrumlarında, düşük örnek sayısı probleminin ortadan kaldırılması ve durağanlık şartının olmaması, parametrik modellerin çok güçlü bir ZFA aracı olacağını ispatlamaktadır. 1950-1980 yılları arasında geliştirilen öz-bağlanımlı (AR), kayan-ortalomalı (MA) ve her iki yapıyı da içeren (ARMA) modeller 1980 yılı sonrasında zamana bağlı olarak yeniden tanımlanmış (Hall ve diğ. 1977, Grenier 1983) ve özellikle konuşma işaretleri üzerine sağladıkları başarılarla literatürde geniş bir yer bulmuştur. Yaygın olarak kullanım alanı bulan zamanla değişen AR model çerçevesinde $x[n]$ zaman serisi

$$\tilde{x}[n] = \sum_{k=1}^p a_k[n]x[n-k] + e[n] \quad (1.19)$$

fark denklemi ile tanımlanır. Burada p model mertebesini, $a_k[n]$ zamana bağlı model katsayılarını ve $e[n]$ ise sıfır ortalamalı, σ_e^2 varyanslı, beyaz Gauss gürültüsünü temsil etmektedir. Zamanla değişen AR modellemedeki temel problem, model mertebesinin belirlenmesi ve model katsayılarının hesaplanmasıdır. Hesaplanan model katsayılarını kullanarak işarete ilişkin güç spektrumu kestirimi,

$$P[n, f] = \frac{\sigma_e^2}{\left|1 - \sum_{k=1}^p a_k[n]e^{-j2\pi kf/f_s}\right|^2} \quad (1.20)$$

ile elde edilir. Burada σ_e^2 modelleme hatasının varyansını ifade etmekte ve modelleme sonucunda elde edilen $\tilde{x}[n] = \sum_{k=1}^p a_k[n]x[n-k]$ işareti ile gerçek zaman serisi $x[n]$ 'nin farkından elde edilmektedir. Böylece (1.20) ile tanımlanan eşitlik ile $[0, f_s/2]$ frekans aralığında işarete ilişkin ZFG elde edilebilmektedir.

Düşük örnek sayısına sahip işaretlerde ve akustik işaretlerde çok başarılı ve yüksek çözünürlüklü sonuçlar alabilen parametrik yöntemlerde katsayıların doğru hesaplanması ve model mertebesinin doğru belirlenmesi çok önemlidir. Aksi halde hatalı modellemeler, hatalı ZFG'lerin üretilmesine sebep olmaktadır. Ne yazık ki literatürde halen genelleştirilmiş bir yapı bulunmamaktadır.

Zamanla değişen işaretlerin analizindeki en önemli tanımlardan biri de 1905 yılında Riemann problemine çözüm üretmek amacıyla David Hilbert tarafından ortaya atılan Hilbert Dönüşümü (HD)'dür. Genel eşitliği

$$\mathcal{H}\{x(t)\} = x(t) * \frac{1}{\pi t} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (1.21)$$

ile tanımlanan bu dönüşüm, uygulandığı işaretin fazının 90° kaymasına sebep olmaktadır. Burada $*$, konvolüsyon işlemcisini ifade etmektedir. Eğer bu dönüşüm sonucu elde edilen yeni işaret, incelenen işarete karmaşık bir bileşen olarak eklenirse, işaretin analitik formu elde edilir:

$$z(t) = x(t) + j\mathcal{H}\{x(t)\} = a(t)e^{j\phi(t)} \quad (1.22)$$

Burada $a(t)$ ve $\phi(t)$, $x(t)$ 'nin analitik formuna karşı düşen $z(t)$ işaretinin sırasıyla genlik ve fazını ifade eder. (1.22) eşitliğinin FD sonucu, pozitif frekanslardan oluşan tek yanlı bir Fourier spektrumu üretir. WVD'nin negatif frekansları içeren çift yanlı ve simetrik bir ZFG üretmesinden kaynaklı ortaya çıkan çapraz terimleri elemek amacıyla WVD genellikle analiz edilecek işarete değil bu işaretin analitik formuna uygulanır (Cohen 1995).

HD'nin pratikte kullanılması ancak Titchmarsh (1948)'in (1.21)'deki integrali tanımsız yapan sıfır geçiş noktalarında Cauchy temel değer yaklaşımını kullanarak

$$\mathcal{H}\{x(t)\} = \frac{1}{\pi} \lim_{\epsilon \rightarrow 0^+} \left(\int_{t-1/\epsilon}^{t-\epsilon} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau + \int_{t+\epsilon}^{t+1/\epsilon} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \right) \quad (1.23)$$

çözümünü önermesiyle sağlanabilmiştir. Cizek (1970) ise HD'nin FD ile ilişkisinden faydalanarak ayrık-zamanlı $x[n]$ işaretinin HD'sini

$$\mathcal{H}\{x[n]\} = -j\text{sign}(x[n])\mathcal{F}\{x[n]\} \quad (1.24)$$

biçiminde ifade etmektedir. Bedrosian (1962) bu dönüşümü haberleşme teorisine eklemiş ve Boashash (1992a) analitik formun (1.22)'de verilen kutupsal gösterim üzerinden anlık frekans tanımı yapmıştır. Bu tanıma göre işaretin analitik formunun kutupsal koordinat sistemi ifadesinde yer alan zamana bağlı faz bilgisinin türevi, ilgili işaretin anlık frekansına karşı düşmektedir:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi(t)}{dt} \quad (1.25)$$

Boashash (1992b) aynı zamanda anlık frekansın ayırık formda hesaplanması için sırasıyla

$$f[n] = \frac{1}{2\pi} (\phi[n+1] - \phi[n]) \quad (1.26)$$

$$f[n] = \frac{1}{2\pi} (\phi[n] - \phi[n-1]) \quad (1.27)$$

ve

$$f[n] = \frac{1}{4\pi} (\phi[n+1] - \phi[n-1]) \quad (1.28)$$

ile ifade edilen ileri yönlü, geri yönlü ve merkezi (1.28) fark operatörleri tanımlamıştır. Diğer taraftan Boashash (1992b), daha yüksek mertebeli ve farklı yapıya sahip nümerik türev operatörlerinin verimsiz olacağını belirterek anlık frekans kestirimi için WVD tabanlı ve parametrik tabanlı yöntemler önermiştir.

HD ile anlık frekansın bulunabileceği ilk kez Gabor ve Bedrosian'nın çalışmalarında iddia edilmesine karşın, birçok zaman serisinde hatalı sonuçlara sebep olduğu için kullanım alanı bulamamıştır. Boashash (1992a) ve Cohen (1995), bir işaretin analitik formundan anlık frekansına ulaşılabilmesi için işaretin tek bileşenli ve dar bantlı olması gerektiğini öngörmektedir. Bu şartların kontrolü için uygun bir yöntem Hahn (1996) tarafından sunulmuştur. Bu yönteme göre işaret; dar bantlı ve yerel maksimum ve minimum noktalarının toplam sayısı, sıfır geçiş noktalarının sayısına eşit veya bir farklıysa, işaretin analitik formundan gerçek anlık frekans bilgisine ulaşılacaktır. Bu şartlar HD ile ZFA'nın kullanım alanının çok fazla kısıtlanmasına yol açmaktadır.

Norden E. Huang'ın 1996 yılında önerdiği Görgül Kip Ayırıştırma (GKA) yöntemi ile incelenen işareti Hahn şartlarını sağlayan, sonlu sayıda bileşene ayırarak, ZFA'da yeni bir dönemin başlamasına önyak olmuştur. Bu yöntem sayesinde doğrusallık ve durağanlık şartı olmadan tüm zaman serileri, HD ile anlık frekansı doğru bir biçimde belirleyebilecek sonlu sayıda bileşene ayrıştırılarak, çözünürlük ve çapraz terim sorunları olmayan bir ZFG elde edilebilmektedir. Huang, işaretin analizinden elde edilen her bir bileşene Öz Kip Fonksiyonu (ÖKF) adını vermektedir ve bu bileşenlerin elde edilmesi için oldukça pratik bir yöntem önermektedir. GKA sonucu elde edilen bileşenlerin HD ile anlık genlik ve frekanslarının elde edilmesi ve bunun bir zaman-frekans düzlemine yerleştirmesi sürecine de Hilbert İzgesel Analizi adı verilmektedir (Huang ve diğ. 1998).

GKA yöntemine göre herhangi bir $x[n]$ zaman serisinin eşdeğer gösterimi, M adet ÖKF ($c_k[n]$) ve $r[n]$ monoton artık işareti ile aşağıdaki gibi verilir:

$$x[n] = \sum_{k=1}^M c_k[n] + r[n] \quad (1.29)$$

GKA yöntemi, işaretin yerel maksimum ve minimumları olarak ifade edilen ekstremum noktalarından geçen alt ve üst zarfları belirleyerek bu zarfların ortalamasının işareten çıkarılmasıyla ÖKF'lerin elde edilmesine dayanmaktadır. Her bir ÖKF elde edilene kadar bu işlem tekrarlanır ve bu sürece eleme işlemi adı verilir. ÖKF elde edildikten sonra asıl işareten çıkarılır ve bulunan işarete artık işaret adı verilir. Artık işaret, tekrar yeni bir ÖKF çıkarılması için eleme işlemine tabi tutulur. Bu algoritma, artık işaret monoton olana kadar devam eder. Monoton işaretler salınım içermediğinden dolayı frekans bilgisine sahip değildir ve GKA yönteminde $r[n]$ olarak çıkışa aktarılırlar. Ardından Hilbert izgesel analizi başlar ve her bir ÖKF'nin HD ile anlık frekans ve genliği belirlenip zaman-frekans eksenlerinde doğru biçimde konumlandırılarak Hilbert-Huang Dönüşümü (HHD) tamamlanmış olur.

HHD durağanlık ve doğrusallık şartı aranmaksızın tüm sistemlerden elde edilen ayırık örneklerin zaman-frekans analizinde kullanılabilen, başarılı sonuçlar sağlamış ve son 20 yılda literatürde oldukça geniş kullanım alanına ulaşmış bir yöntemdir. Diğer taraftan; frekansları birbirine yakın bileşenleri ayrıştırılamaması (kip karıştırma – mode mixing), iterasyon sayısının kestirilememesi, kapalı form bir

matematiksel ifadeye sahip olmaması, zarf için kullanılacak ara değerlendirme yöntemi seçiminin genelleştirilememiş olması ve zarf üretiminde başlangıç ve bitişlerde ortaya çıkan kararsızlıklar, başlangıçta yöntemin bilinen en ciddi eksiklikleri arasında yer almıştır. Yöntemin gördüğü ilgi sebebiyle kısa sürede zarflarla ilgili problemler çözülmüş, kip karıştırma problemi için de Değişken Kip Ayırıştırma (DKA) (Dragomiretskiy ve Zosso, 2013), topluluk ortalamalarını kullanan GKA (Wu ve Huang, 2009), kompakt GKA gibi birçok yöntem önerilmiştir (Chu ve diğ. 2012). İterasyon sayıları da eleme sürecinde başarımdan taviz verilerek sabitlenebilmektedir.

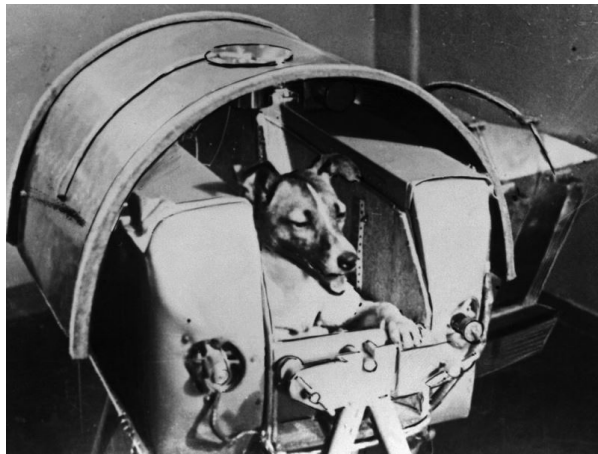
ZFA tarihi boyunca Gabor temelli (birinci derece) yöntemler, dağılımlar (ikinci derece), parametrik yöntemler, dalgacık dönüşümleri, Hilbert tabanlı yöntemler şeklinde yaklaşımlar oluşmuştur. Bunlara ek olarak farklı yaklaşımlardan türetilen melez yöntemler de ortaya çıkmaktadır. Örneğin Stockwell (1996) tarafından önerilen S Dönüşümü, Gabor temelli yöntemlerden KSFD ile DD'nin en popüler yaklaşımı olan Sürekli Dalgacık Dönüşümü'nün (SDD) melezi bir yöntemdir. FD'nin zamanı da kapsayacak şekilde genişlemesini sağlayan Evrimsel Spektrum (Priestley 1965) ve Görgül Dik Fonksiyon Genişlemesi (Lorenz 1956) gibi istatistiksel yöntemler ise FD ile parametrik yöntemlerin birer melezi olarak literatürde yer almaktadırlar (Huang ve diğ. 1998).

Son yıllarda Singh ve diğ. (2015) tarafından önerilen Fourier Ayırıştırma Yöntemi (FAY) ise FD ile Hilbert tabanlı yöntemlerin melezi olan bir ZFA yöntemidir. FAY, uygulandığı işareti sonlu sayıda analitik Fourier Temel Bant Fonksiyonu (FTBF) adı verilen bileşene ayırmaktadır. Bu bileşenlerin en büyük özelliği sınırlı bant genişliklerine sahip olmaları, birbirlerine tam dik olmaları ve kapalı formda matematiksel bir ifadeye sahip olmalarıdır. HHD'nin problemlerini çözmek için tasarlanan bu yöntemin alçak frekanslardan yüksek frekanslara tarama (AYFT) ve yüksek frekanslardan alçak frekanslara tarama (YAFT) olmak üzere iki farklı yordama dayalı olarak işareti geri çatabilme özelliği vardır. Her iki yordam da aynı işareti, genellikle farklı sayı ve özellikteki FTBF'lerle geri çatabilmektedir. Matematiksel temeli Bölüm 2'de anlatılan bu yöntem, GKA'dan farklı olarak kapalı form bir ifadeye sahiptir ve sürecin başlangıcında hiçbir parametre, interpolasyon ya da pencere yöntemi belirlemeye gerek olmaksızın tüm işaretler için sonuç üretebilmektedir. Oldukça yeni bir yöntem olmasına rağmen biyomedikal işaretlerde ve salgın

modellemede (Singhal ve diğ. 2020^{a,b}), çok boyutlu işaretlerin modellenmesinde (Singh 2018, Singh ve Joshi 2019), titreşim analizlerinde (Dou ve Lin 2019) ve gürültü süzme çalışmalarında (Elbi ve Kızılkaya 2017) yakın geçmişte literatürde kendine yer bulmuştur ve sahip olduğu özelliklerle bulmaya devam edeceği öngörülmektedir.

1.2 Biyomedikal İşaretler

Biyomedikal işaretlerin ve biyomedikal mühendisliğinin kökeni 1780'lerde Luigi Galvani'nin "Hayvan Elektrikliği" adını verdiği, günümüzde elektro-fizyoloji olarak adlandırılan çalışmalarına dayanmaktadır (Nebeker 2002). 1957'de başlayan ve 1975'e kadar devam eden, Amerika Birleşik Devletleri ve Sovyet Sosyalist Cumhuriyet Birliği arasında süregelen Uzay Yarışı; biyomedikal işaretler tarihinde sıçrama noktası kabul edilmektedir. Uzaya gönderilen ilk dünyalı canlı olan sokak köpeği Laika'nın, yerleştirildiği platform sayesinde birçok yaşamsal faaliyeti, biyomedikal işaretler olarak dünyaya gönderilmiş ve Laika'nın uzaya çıktıktan 6-7 gün sonra öldüğü, dünyadan eşzamanlı olarak görülmüştür. Laika'nın biyomedikal işaretlerini örnekleyen kapsül, Şekil 1.2'de verilmektedir. Uzaya gönderilen canlıların yaşamsal süreçlerinin izlenmesi ve astronotların fizyolojik problemlerinin öngörülebilmesi için biyomedikal işaret toplama amaçlı teknolojilere astronomik düzeyde yatırımlar yapılarak, tıp biliminde yeni bir çağın başlangıcı sağlanmıştır.



Şekil 1.2: Sputnik 2 – Laika ve biyomedikal örnek alan kapsülü.

Biyomedikal işaretler birden fazla biyolojik sistemden bilgiler ihtiva eden doğal işaretlerdir. Bu işaretler hücre bazında veya hücre altı parçacıklardan

örneklenebileceği gibi, daha üst seviye yapılardan yani organlardan (beyin, böbrek, kalp vb.) veya sistemlerden (dolaşım sistemi, sinir sistemi, kas sistemi, salgı bezleri vb.) örneklenebilmektedir. Fakat biyomedikal sistemlerin çok düşük enerjilere sahip olmaları ve birbirleri ile iç içe olmaları sebebiyle analizleri diğer fiziksel işaretlere göre oldukça zordur. Biyomedikal sistemler neredeyse hiçbir seviyede durağanlık ve doğrusallık göstermedikleri için sayısal örnekleme yöntemlerinin ve istatistiksel işaret işlemenin gelişmesiyle ancak 1960'lı yıllardan sonra başarılı analizler yapılmaya başlanabilmektedir (Cerutti ve Marchesi 2011).

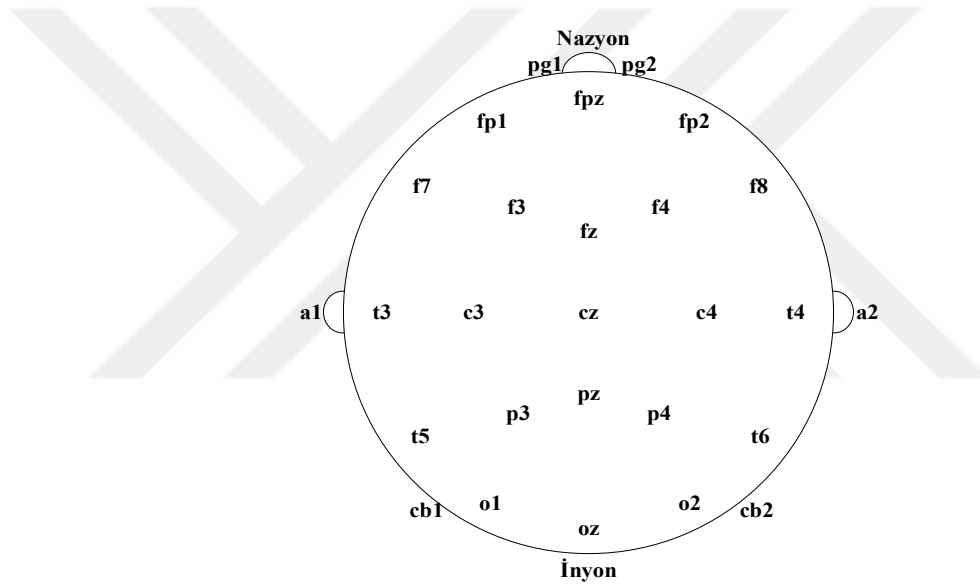
Hücreler elektrik iletimi düşük, plazma bir zarla çevrilir. Bu zar vücut sıvıları yoluyla gelen maddelerin hücreye girişini kontrol etmekte, istenmeyen maddelerin bloke edilmesini sağlamaktadır. Hücre içi ve dışı yoğun olarak elektriksel olarak nötr suyu barındırmasına rağmen, bazı iyonlar elektriksel iletkenliğe sebep olmaktadır. Sinir hücrelerinin baskın iyonları; sodyum, potasyum ve klorür derişimleri değişikçe hücre zarındaki potansiyel -100mV ile +60mV arasında deęişir. Bu durum, sinir hücresinin komşuları üzerinde bir dalgalanmaya sebep olur ve sinirlerimizdeki iletim bu iyonların, hücreler arasındaki potansiyel fark 0V olana kadar hareket etmesiyle sağlamış olur. Yani canlılar hücresel düzeyde biyoelektrikle çalışmaktadır. Benzer biçimde kas hücreleri de yüzeylerinde oluşan potansiyel farklı gerilip gevşeyerek çalışmaktadırlar. Bir nöron hücresinin yüklenme ve boşalma süresi 2ms civarında iken, kalp kası hücrelerinde bu süre 200ms'nin üzerine çıkmaktadır. Bu ölçümler hücrelerin sınıflandırılması, çalışma prensiplerinin öğrenilmesi ve kanser düzeyinde hücre bozulmalarının teşhisinde kullanılmaktadır (Sörnmö ve Laguna 2005).

Organlar ise orta seviye elektrik iletkenliğine sahiptir. Bu seviyede biyomedikal işaretler genellikle vücut yüzeyine elektrotlar yerleştirilerek; elektrik, ses ve titreşim ölçümleri ile elde edilirler.

Elektroensefalogram (EEG) işaretleri, kafa derisine yerleştirilen elektrotlarla, beynin farklı bölgelerinde oluşan elektrik akımlarından kaynaklı elektrik alanların ölçülmesi sonucu elde edilen işaretlerdir. Beynin elektriksel aktivite gösterdiği ilk kez 1875 yılında Richard Caton'un kedi ve köpeklerle yaptığı çalışmalarla ispatlanmıştır. Birkaç yıl sonra Hans Berger tarafından beyin dalgaları kayıt altına alınmıştır. Fakat bu dalgalar üzerine yoğunlaşılması 1970'li yıllardan sonra olmuştur. EEG sayesinde birçok beyin rahatsızlığı, epilepsi nöbetleri, uyku bozuklukları gibi rahatsızlıklar teşhis

edilebildiği gibi, psikolojik problemler de belirlenebilmekte ve bireysel-toplumsal davranışların analizi yapılabilmektedir (Sörnmö ve Laguna 2005).

EEG işaretinin elde edilmesi için en genel standart olan 10-20 sistemi elektrot yerleşimi Şekil 1.3'te verilmektedir. Burada inyon; kafatasının ardındaki çıkıntı, nazyon; burun kemiği ile kafatasının birleşimi, z; merkez hattındaki elektrotlar, tek sayılar; sol yarıdaki elektrotlar, çift sayılar ise sağ yarıdaki elektrotlardır. Elektrot kodlarındaki a; kulak lobu, pg; üst yutak (nazofaringeal), fp; alın (prefrontal), f; kafatası ön kısmı (frontal), p; kafatası yan kemiği (pariyetal), c; merkez, o; kafatasının arka kısmı (okspital), t; şakak (temporal) ve cb; beyincik (serebellar) olarak belirtilmektedir (Sörnmö ve Laguna 2005).

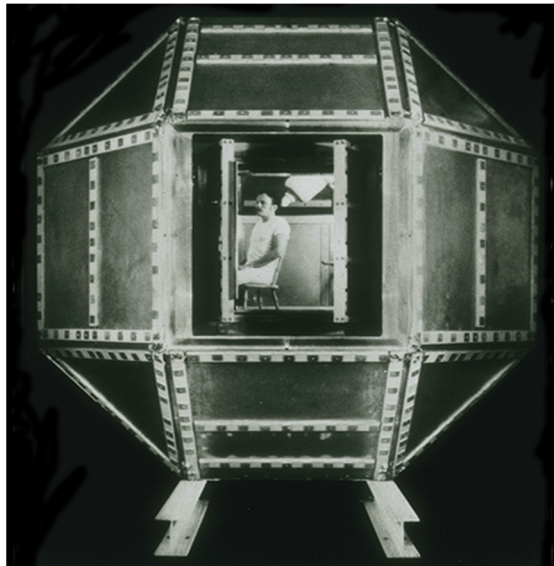


Şekil 1.3: EEG 10-20 sistemi elektrot yerleşimi.

Elektrokortikogram (ECoG), cerrahi müdahale ile beyin serebral korteks bölgesine yerleştirilen elektrotlar ile yapılan ölçme yöntemidir. Bu yöntemden elde edilen işaretlerin analizi ile nöral protezlerin (nöroprostetiklerin) tasarımı gerçekleştirilebilmektedir. Nöral protezler, vücut içerisinde işlevini yitirmiş parçaların yerine aynı işlevi gerçekleştiren elektronik ve mekanik parçaların yerleştirilmesidir. Örneğin 1964 yılında William Fouts House tarafından geliştirilen koklear implantlar, sesin kulak içi kemiklerdeki yarattığı titreşimle benzer bir elektriksel işaret üreterek işitme sinirlerine iletmekte ve bu sayede sağır insanların işitme duyusuna kavuşmasını sağlamaktadırlar. Günümüzde mesane kontrolü gibi motorlu nöroseptikler, kalp pilleri ve ağrı kesici nöroseptikler kullanılmaktadır (Sörnmö ve Laguna 2005).

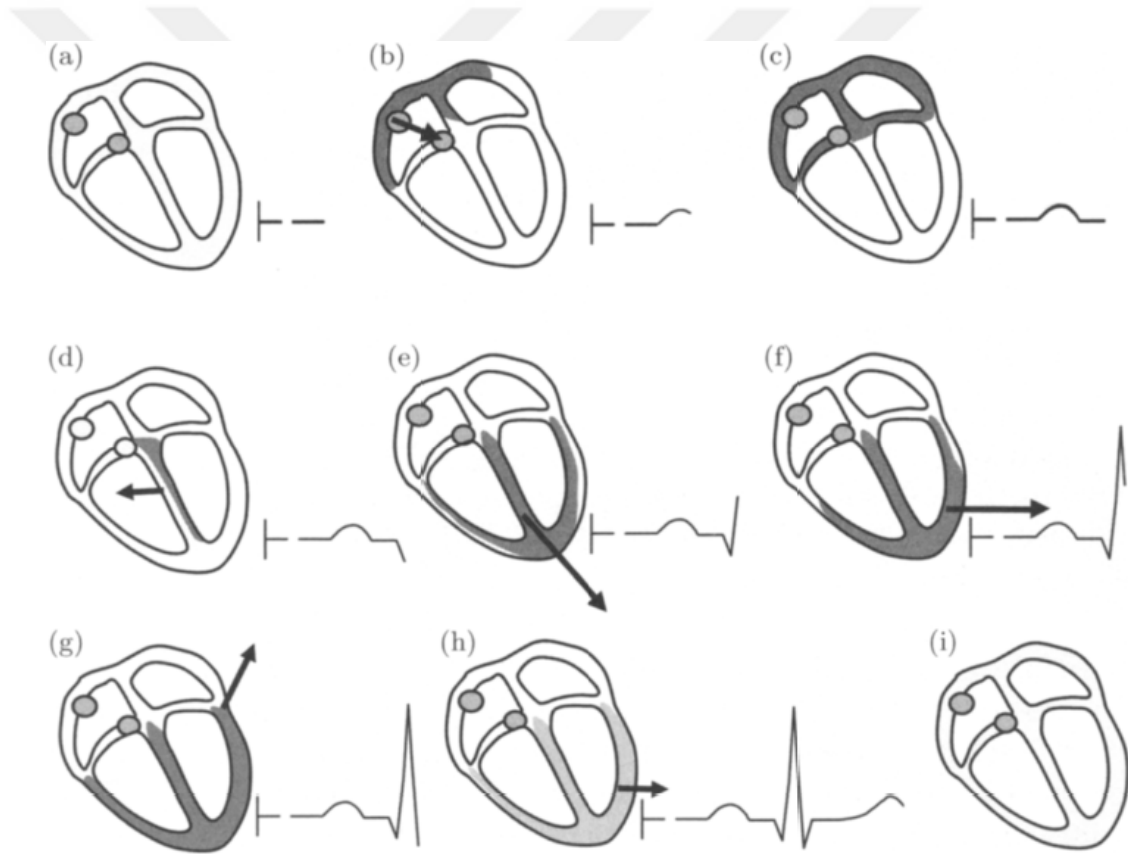
EEG ve ECoG sayesinde gelişen önemli bir teknoloji de 1970'lerde ortaya çıkan ama 1990'larda geliştirilmeye başlayan Beyin – Bilgisayar Arayüzü'dür (BBA). Biyomedikal işaret analizlerinin gelişmesiyle çok yoğun ilgi gören beyin işaretleri sayesinde literatürde birçok hareket, davranış ve duygu için EEG işaretleri yayınlanmış, bu işaretlerin istatistiksel olarak modellenmesi ve makina öğrenmesi yöntemleri ile tanınabilir olması, beyinden anlık olarak alınan işaretlerle kontrol işaretlerini üretebilen cihazlar yapılmasına olanak sağlamıştır (Wolpaw ve diğ. 2002). BBA sayesinde 2000'li yılların başından beri birçok engelli insan için yalnızca EEG'leri ile kullanabilecekleri ulaşım araçları ve sayısal seslendiriciler üretilirken, iyileşme süreçleri, teşhis ve bağımlılıkları önleme konularında oldukça faydalı cihazlar üretilmektedir.

Beyindeki yoğun elektriksel aktivite sebebiyle oluşan manyetik alanların David Cohen (1968) tarafından ölçülmesiyle manyetoensefalogram (MEG) ortaya çıkmıştır. Beynin oluşturduğu elektromanyetik alan, dünyanın manyetik alanının milyarda biri kadar zayıftır. Bu sebeple MEG işaretinin örneklenebilmesi için hastaların manyetik olarak kalkanlanmış odalarda bulunması gerekmektedir. Cohen'in MIT'de MEG çekimi için geliştirdiği manyetik olarak kalkanlanmış oda Şekil 1.4'te verilmektedir. MEG örneklenmesi oldukça maliyetli işaretler olmasına rağmen EEG'de elde edilecek bilgilere ek olarak günümüzde riskli beyin operasyonları öncesi beyinin durumu hakkındaki en geniş bilgileri sağlayan işaretlerdir.



Şekil 1.4: David Cohen'in manyetik kalkanlanmış MEG odası.

Elektrokardiyogram (EKG) göğse, kollara ve bacaklara yerleştirilen elektrotlar ile kalbin elektriksel aktivitelerinin gösterildiği bir biyomedikal işarettir. Bu işaret ile kalp ritmi ve hızı belirlenir. EKG işareti ilk kez 1880’lerde Augustus Waller tarafından kaydedilmiştir fakat Williem Einthoven 1900’lerin başında galvanometre ile bugün bilinen EKG’nin örneklenmesini sağlamıştır. Geliştirdiği bu teknoloji ile 1924’te Nobel Tıp ödülüne layık görülmüştür. EKG sayesinde kalp krizleri öngörülebilme, yapısal bozukluklar belirlenebilme, kondisyon ve genel sağlık durumuna dair bilgiler elde edilebilmektedir (Sörnmö ve Laguna 2005). Şekil 1.5’te kalbin bir kez kan pompalaması sürecinde sağ altına cerrahi olarak yerleştirilmiş bir elektrot üzerinden okunan EKG işareti ve bu sırada etkin kas hareketi (siyah kalın ok) verilmektedir (Sörnmö ve Laguna 2005).



Şekil 1.5: EKG'nin | noktasına yerleştirilmiş tek elektrotla ölçüm sonuçları. a) Tüm kardiyak hücreler boşta. b) Kulakçık kutuplanmasının bozulması. c) Kulakçık düğümüne elektrik darbesinin ulaşması. d-g) Karıncık kutuplanmasının bozulması. h) Karıncık tekrar kutuplanması. i) Tüm kardiyak hücrelerinin tekrar boşta kalması.

İskelet kasları arasındaki elektriksel aktiviteleri inceleyen Elektromiyogram (EMG) işaretleri ise 1960’lardan itibaren çok geniş bir çalışma alanına ulaşmıştır. EMG işareti iki aşamada alınır. Öncelikle incelenecek kas dışarıdan düşük enerjili bir

elektrik şoku ile uyarılır, ardından elektrotlarla kas üzerindeki gerilim, zaman serisi olarak örneklenir. Bel ve boyun fitiğinin, kas erimelerinin, nöromusküler rahatsızlıkların teşhisinde oldukça faydalı olan bu işaret aynı zamanda hareket halindeki kasların incelendiği kineziolojide oldukça etkindir (Sörnmö ve Laguna 2005).

Canlı kas sistemlerinden önemli bir tanesi de yaklaşık 20s aralıklarla kasılıp gevşeyen mide kaslarıdır. Elektrotlar vasıtasıyla bu hareketin örneklenmesi sonucu Elektrogastrogram (EGG) işareti elde edilir. EKG'ye benzer biçimde vücut yüzeyinden ya da cerrahi bir operasyonla mide içerisine yerleştirilen elektrotlar ile ölçülebilir. Ayrıca bilinen en düşük frekanslı biyomedikal işaretlerden biri olarak kabul edilirler (Rangayyan 2015).

Kalbin akustik ölçümleri ile elde edilen Fonokardiyogram (FKG) ise hem kalbe hem de kan akışına ait işaretler taşıyan, mikrofonlar veya basınç sensörleri ile ölçülen, mekanik ses veya titreşim işaretleridir. Hekimler tarafından kullanılan en eski biyomedikal işaretlerden kabul edilen FKG'nin dolaşım sistemi konusunda EKG'den çok daha fazla tanısal potansiyeli mevcuttur. EKG'den çok daha yüksek frekanslara sahip bu işaretler yüksek hızlarda örneklenir (Lees ve Dewey 1970).

Konuşma işaretleri de sesin üretildiği sistem kapsamında değerlendirildiğinde biyomedikal işaretler olarak kabul edilirler. FKG işaretleri gibi çok yüksek örnekleme hızlarına sahip bu işaretler, sesin üretildiği akciğerlerden dudaklara kadar olan yoldaki rahatsızlıkların tespiti için değerlendirilmektedirler. Ayrıca Parkinson gibi sinir sistemi rahatsızlıklarında da erken teşhis ve tedavi sürecinin değerlendirilmesine dair bilgilere konuşma işaretlerinin analiziyle ulaşılabilmektedir (Tsanas ve diğ. 2012).

Ses ve titreşim örnekleme ile elde edilen EMG benzeri Vibromiyogram (VMG) işaretleri ve vücudun hareket alanı en geniş olan dirsek eklemleri gibi eklemlerin analizlerini sağlayan Vibroartogram (VAG) işaretleri de literatürde oldukça geniş yer bulan tek boyutlu, yüksek örnekleme frekansına sahip biyomedikal işaretlerdir (Rangayyan 2015).

Wilhelm Röntgen'in 1895 yılında X ışınlarını kullanarak Röntgen cihazını keşfetmesiyle, çok boyutlu biyomedikal işaretler ortaya çıkmıştır. Sonogram – Ultrason, işlevsel MRG, Tomografi olarak gelişen çok boyutlu biyomedikal işaretler

süreci görüntü işleme, Radon Dönüşümü gibi işaret işleme konularıyla geliştirilmektedir. Fakat DD, sıkıştırma ve ayrıştırma konusundaki başarımı sayesinde çok boyutlu biyomedikal işaretlerin analizinde en çok kullanılan yöntemlerden biri haline gelmiştir.

1.3 Amaç ve Kapsam

Biyomedikal işaretlerin doğası gereği çoklu bileşenlere sahip olması, zamanla değişmesi ve doğrusal olmaması, ZFA yöntemlerini etkin bir araç haline getirmektedir. Literatürde geniş bir kullanım alanına sahip olan GG, KSFD gibi yöntemler; birçok biyomedikal işaretin analizinde, modellenmesinde, sınıflandırılmasında, hastalık teşhislerinde ve hatta gürültüden arındırılmasında oldukça etkin yöntemlerdir. Fakat biyomedikal işaretlerin bir kısmı düşük örnek sayısına ve çok düşük frekanslara sahiptir ve birinci derece ZFA yöntemlerinin çözünürlük ve parametre seçimi gibi problemleri aşamamaktadır. İkinci derece Cohen sınıfları, MHD, WVD, CWD gibi yöntemler ise çözünürlük problemlerini iyileştirmelerine karşın çapraz terimlere ve düşük örnek sayılarında etkin sonuç üretme konusunda ciddi sıkıntılara sahiptir.

Özellikle çok boyutlu biyomedikal işaretlerde ciddi başarımlar sağlayan DD, 1990'lardan sonra biyomedikal işaret analizinde en sık kullanılan ZFA yöntemlerinden biri olmuştur. Farklı problemlerde ve farklı işaret türlerinde başarımı artırmak için sürekli yeni dalgacık fonksiyonları geliştirilmekte ve veri sıkıştırma, sınıflandırma gibi problemlerdeki başarısı sayesinde DD gün geçtikçe kullanım alanını genişletmektedir. Fakat her yeni dalgacık fonksiyonunun oluşturulması ile problem temelli dalgacık ve parametre seçimi de zorlaşmakta ve tüm tek boyutlu biyomedikal işaretlerin analizini sağlayacak genel bir çözümden uzaklaşmaktadır.

Düşük örnek sayısına sahip işaretlerin analizindeki ve akustik işaretlerin modellenmesindeki başarımı, zamanla değişen parametrik modelleme yöntemlerini biyomedikal işaretlerin analizlerinde oldukça güçlü bir araç haline getirmiştir. Model mertebesinin doğru belirlenmesi ve katsayıların hesaplanması ise halen açık bir problemdir.

Tez kapsamında yukarıda belirtilen nedenlerden ötürü çözünürlük problemi olmayan, Hilbert tabanlı yöntemler üzerinde durulmaktadır. HHD bu anlamda bir dönüm noktası haline gelmesine rağmen kip karıştırma, başlangıç – bitiş etkileri gibi problemlere sahiptir. Her ne kadar birçok farklı yaklaşımlar bu problemlerde ciddi başarımlar sağlansa da FAY bu üç problemin de çözümünü sağlayacak yeni bir yaklaşım ortaya koymaktadır. Bu yeni yaklaşım ile analiz edilecek işaret, sonlu sayıda, sıfır ortalamalı, dikey bileşene ayrıştırılmaktadır. Bu bileşenleri her biri DFT katsayıları ile ağırlıklandırılmış Fourier baz vektörlerinin toplamları şeklinde kapalı formda ifade edilebilmektedir.

Henüz çok yeni bir yöntem olan FAY'ın incelediği işaretten elde ettiği tüm bileşenlerin birbirlerine dik olması, bir frekans bandından iki farklı bileşen ayrıştırılamamasına sebep olmaktadır. Bu sebeple eğer incelenen işaret zamanda ortak bir frekans noktasında kesişen bileşenlere sahipse, FAY sonucu elde edilen ZFG, kesişim noktasında keskinliğini kaybetmektedir. Tezin amacı FAY denklemini her frekans bandını birden fazla bileşene ayırabilecek şekilde geliştirilerek, geliştirilmiş formda ortaya çıkan katsayıları hesaplayabilecek bir algoritma üretmektir. Bu amaçla İç İç Geçmiş Fourier Ayrıştırma Yöntemi (İGFAY)'nin literatüre sunulmasıyla tez tamamlanmıştır (Elbi ve Kızılkaya 2020).

İGFAY yönteminin detaylı anlatımı bölüm 3'te, tek boyutlu örnek biyomedikal işaretlerin analizi sonucu ZFG başarımları bölüm 4'te verilmektedir. Tez kapsamında geliştirilen bu yöntem denenilen tüm tek boyutlu zaman serilerinde başarılı ZFG sonuçları üretmesine ek olarak FAY'nin sonlu bileşen sayısı, kapalı form bileşen eşitlikleri, herhangi bir parametre ve fonksiyon seçimine ihtiyaç duymadan çalışabilmesi gibi avantajlarına sahiptir. Fakat FAY'dan genellikle daha fazla bileşen üretmesi sebebiyle işlemsel karmaşıklık ve analiz süreci artmış ve bileşenler arasındaki diklik kaybedilmiştir. Dikliğin kaybedilmesi, bileşenler arasındaki ilişkisizliğin kısmen ortadan kalkması olarak düşünüldüğünde avantaj veya dezavantaj olarak değerlendirilebilir. Fakat enerjileri sıfırdan farklı bileşenlerin sayısının artması daha ayrıntılı bir zaman-frekans enerji dağılımı sağlayabilecektir. (Cura ve diğ. 2020, Mert ve Akan 2018).

2. Fourier Ayrıştırma Yöntemi

Uyarlamalı ve Fourier tabanlı bir yöntem olan FAY, HHD ve türevlerine nazaran matematiksel bir altyapısı olan, önceden tanımlanmış parametreleri, ara değerlendirme yöntemleri, durdurma ölçütleri gibi yaklaşım toleransları olmayan, güncel ve altyapısı oldukça sağlam bir ZFA yöntemidir (Singh ve diğ. 2017). Bu yöntem, L uzunluklu $x[n]$ zaman serisinin,

$$x[n] = \sum_{k=0}^{L-1} X[k]W_L^{-kn} \quad (2.1)$$

eşitliği ile verilen $X[k]$ Ayırık Fourier Dönüşümü (AFD) katsayıları ile ağırlıklandırılmış Fourier bazlarının toplamı ile ifade edilmesine dayanmaktadır. (2.1) eşitliğinde $W_L = e^{-j2\pi/L}$ olup ve $k = 0,1,2, \dots, L-1$ olmak üzere L noktalı AFD katsayıları $X[k] = (1/L) \sum_{n=0}^{L-1} x[n]W_L^{kn}$ ile hesaplanır. Diğer taraftan, büyük boyutlu zaman serileri için AFD katsayılarının hesabı Hızlı Fourier dönüşümü yöntemleri ile etkin bir biçimde gerçekleştirilebilir.

Örnek sayısı L 'nin çift veya tek değerli olmasına göre (2.1) eşitliği aşağıdaki iki gösterim ile ifade edilebilir. Buna göre, L çift sayı ise

$$x[n] = X[0] + \sum_{k=1}^{L/2-1} X[k]W_L^{-kn} + X[L/2]W_L^{-Ln/2} + \sum_{k=L/2+1}^{L-1} X[k]W_L^{-kn} \quad (2.2)$$

ve L tek sayı ise

$$x[n] = X[0] + \sum_{k=1}^{(L-1)/2} X[k]W_L^{-kn} + \sum_{k=(L-1)/2+1}^{L-1} X[k]W_L^{-kn} \quad (2.3)$$

yazılabilir. Gerçek değerli $x[n]$ zaman serisi için (2.2) eşitliğindeki $\sum_{k=1}^{L/2-1} X[k]W_L^{-kn}$ ve $\sum_{k=L/2+1}^{L-1} X[k]W_L^{-kn}$ terimleri karmaşık eşleniktir. Benzer durum (2.3)'teki $\sum_{k=1}^{(L-1)/2} X[k]W_L^{-kn}$ ve $\sum_{k=(L-1)/2+1}^{L-1} X[k]W_L^{-kn}$ terimleri için de geçerlidir. Bu sonuçları göz önünde bulundurarak,

$$z[n] = 2 \sum_{k=1}^{L/2-1} X[k]W_L^{-kn} \quad (2.4)$$

ve

$$v[n] = 2 \sum_{k=1}^{(L-1)/2} X[k]W_L^{-kn} \quad (2.5)$$

tanımlamaları ile (2.2) ve (2.3) eşitlikleri daha sade halde yazılabilir. * karmaşık eşlenik işlemcisini ve $\Re\{z[n]\}$ ile $\Re\{v[n]\}$ sırasıyla $z[n]$ ve $v[n]$ analitik işaretlerinin gerçek (reel) kısımlarını temsil etmek üzere (2.4) ve (2.5) eşitlikleri için $\Re\{z[n]\} = (z[n] + z^*[n])/2$ ve $\Re\{v[n]\} = (v[n] + v^*[n])/2$ yazılabilir. Dolayısıyla (2.2) ve (2.3) eşitlikleri eşdeğer olarak

$$x[n] = \begin{cases} X[0] + \Re\{z[n]\} + (-1)^n X[L/2], & L \text{ çiftse} \\ X[0] + \Re\{v[n]\}, & L \text{ tekse} \end{cases} \quad (2.6)$$

biçiminde ifade edilebilir ve bu eşitlik, analitik işaret gösterimi ve AFD katsayıları ile L uzunluklu $x[n]$ zaman serisinin geri çatım (sentez) denkleminde karşı düşer.

Eşitlik (2.6)'dan da açıkça görüldüğü üzere, $x[n]$ zaman serisi ile ilgili bilgiyi barındıran terimler, L 'nin çift veya tek oluşuna göre (2.4) ve (2.5) eşitlikleri ile tanımlanan analitik işaret gösterimleridir. FAY, bu gösterimler üzerinden zaman serisine ilişkin iç dinamikleri yansıtan ZFG'nin elde edilmesine imkân sağlar. Bu bağlamda FAY'ın amacı, (2.6)'yı sağlayacak şekilde (2.4) veya (2.5) ile tanımlanan analitik işareti, sonlu sayıda analitik FTBF'ye ayırmaktır. Tez içeriğinde bütünlüğü korumak ve karmaşıklığı önlemek için FAY ile ilgili çıkarımlar, L 'nin çift sayı değeri için verilecektir. Diğer taraftan, FAY için oluşturulan MATLAB kodları L 'nin her durumu için çalışacak şekilde tezin ekler kısmında sunulmuştur.

Esas itibariyle FAY'ın bir ZFA aracı olarak kullanılabilmesi ve dolayısıyla zaman serisine ilişkin ZFG sağlaması, (2.4) ile tanımlanan analitik işaret $z[n]$ 'yi

$$z[n] = 2 \sum_{k=1}^{L/2-1} X[k]W_L^{-kn} = \sum_{i=1}^M a_i[n]e^{j\theta_i[n]} \quad (2.7)$$

biçiminde sonlu sayıda analitik FTBF'ye ayrıştırabilme yeteneğine dayanmaktadır.

Eşitlik (2.7)'deki M , analitik FTBF'lerin toplam sayısını; $a_i[n]$ ve $\theta_i[n]$ ise i . analitik FTBF'nin sırasıyla anlık genliğini ve fazını temsil eder. Buna göre, i . analitik FTBF

$$\varphi_i[n] = a_i[n]e^{j\theta_i[n]}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (2.8)$$

ile tanımlanacak olursa, (2.7)'deki ayrıştırma süreci

$$f_i[n] = \frac{1}{2\pi} (\theta_i[n+1] - \theta_i[n]) \geq 0 \quad (2.9)$$

ve

$$a_i[n] \geq 0 \quad (2.10)$$

koşullarını her $n = 0, 1, 2, \dots, L-1$ için sağlayan ve AYFT ve YAFT olarak adlandırılan iki farklı yordamla belirlenir (Singh ve diğ. 2017). Eşitlik (2.9)'da verilen $f_i[n]$, i . analitik FTBF'nin anlık frekansı olup; sonuç olarak her analitik FTBF, (2.9) ve (2.10) koşullarını sağlayacak şekilde AYFT ve YAFT yordamları ile belirlenir.

2.1 Analitik FTBF'lerin ileri yönde aranması: AYFT Yordamı

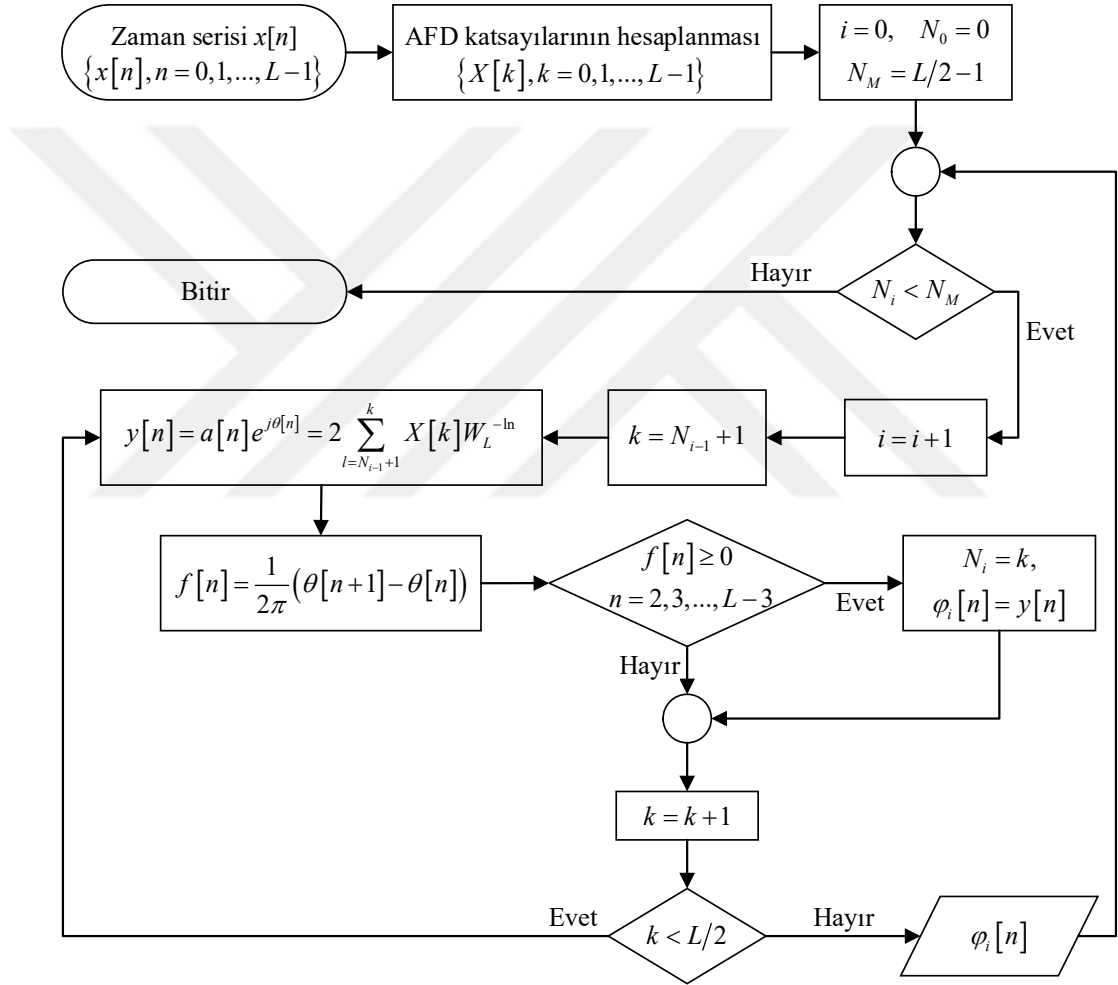
İleri yönde arama (AYFT) yordamı çerçevesinde (2.7) eşitliğiyle tanımlanan ayrıştırma işlemindeki i . analitik FTBF, $N_0 = 0$ ve $N_M = L/2 - 1$ sınır koşulları üzerinden

$$a_i[n]e^{j\theta_i[n]} = 2 \sum_{k=N_{i-1}+1}^{N_i} X[k]W_L^{-kn}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (2.11)$$

ile belirlenir (Singh ve diğ. 2017). Bunun için frekans indisleri N_1, N_2, \dots, N_{M-1} 'in belirlenmesi gerekir.

Frekans indisleri N_1, N_2, \dots, N_{M-1} 'i belirlemek amacıyla (2.9) ve (2.10)'daki koşulları dikkate alarak $i = 1, 2, \dots, M$ olmak üzere N_i frekans indisi $[N_{i-1} + 1, N_M]$ aralığında aranır. Bu bağlamda, her i değeri için $[N_{i-1} + 1, N_M]$ aralığındaki değerler olası N_i değeri olarak alınır. N_i 'nin olası değerlerini kullanarak $n = 0, 1, 2, \dots, L-1$ için (2.11) eşitliğinin sağ tarafı hesaplanır ve devamında bu hesaplama karşı düşen

ani genlikler ($a_i[n]$) ve ani fazlar ($\theta_i[n]$) bulunur. Tüm n değerleri için (2.9) ve (2.10)'daki koşulları sağlayan olası N_i değerlerinin en büyüğü, N_i 'nin değeri olarak belirlenir. Bu hesaplama süreci $N_i = N_M = L/2 - 1$ sınır değerine ulaşıncaya kadar devam eder ve böylece AYFT yordamı tamamlanmış olur. AYFT yordamına ilişkin akış şeması Şekil 2.1'de verilmiştir. Akış şemasından da görüldüğü üzere algoritmanın girişi L örnekten oluşan $x[n]$ zaman serisi olup bu zaman serisinin hızlı FD'si hesaplanarak L noktalı AFD katsayıları $\{X[k], k = 0, 1, 2, \dots, L - 1\}$ elde edilir ve bu katsayılar üzerinden işlemler gerçekleştirilir.



Şekil 2.1: FAY temelinde AYFT algoritması.

Eşitlik (2.9)'da verilen nümerik türev, $f_i[L/2 - 1]$ değerinin hesaplanabilmesi için gerekli $\theta[L/2]$ değerinin bulunmaması gibi sınır problemlerine sahiptir. Genel anlamda (1.27) ve (1.28) eşitliklerindeki gibi tanımlanan farklı nümerik türev türlerinin kullanılması halinde oluşacak sınır problemlerinin ortadan kaldırılması için, ilk iki ve son iki n değeri için anlık frekans hesaplanmamaktadır. Yani anlık frekansın

$n = 2, 3, \dots, L - 3$ aralığında pozitifliğinin testi hem yeterlidir hem de farklı nümerik türev yöntemleri için sınır problemlerini ortadan kaldırmaktadır. $N_i = N_M$ indeksine ulaşıldığında analitik FTBF'lerin sayısına karşı düşen M değeri ve analitik FTBF'leri (2.8) ile temsil eden $\varphi_i[n]$ bileşenleri belirlenmiş olur.

Şekil 2.1'deki algoritma akış şemasında, zaman serisi $x[n]$ 'nin örnek sayısı L 'nin tek sayı olması halinde frekans üst sınırına karşı düşen N_M değerinin $N_M = (L - 1)/2$ olarak değiştirilmesi yeterli olacaktır.

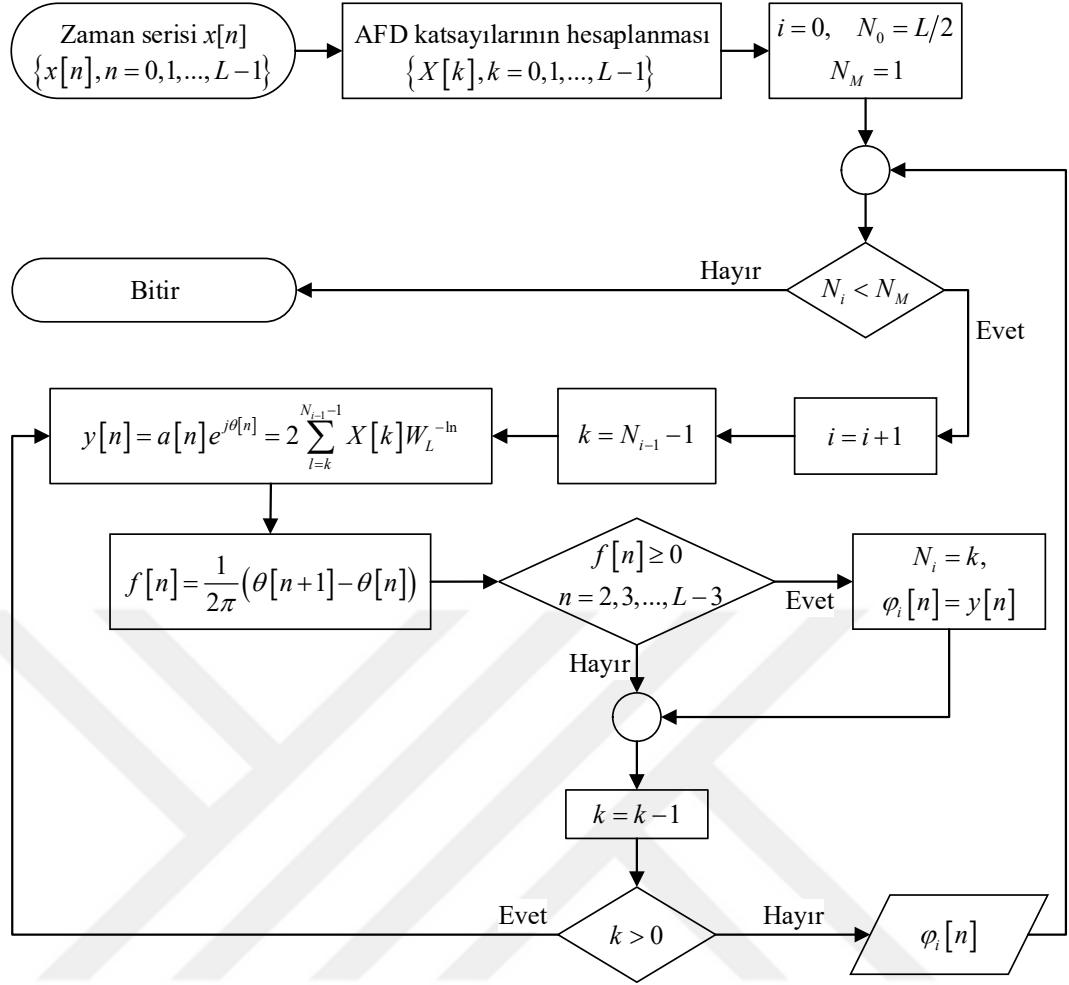
2.2 Analitik FTBF'lerin geri yönde aranması: YAFT Yordamı

AYFT yordamından farklı olarak geri yönde arama (YAFT) yordamı çerçevesinde (2.7) eşitliğiyle tanımlanan ayrıştırma işlemindeki i . analitik FTBF, $N_0 = L/2$ ve $N_M = 1$ sınır koşulları üzerinden

$$a_i[n]e^{j\theta_i[n]} = 2 \sum_{k=N_i}^{N_{i-1}-1} X[k]W_L^{-kn}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (2.12)$$

eşitliği ile belirlenir (Singh ve diğ. 2017). AYFT yordamında olduğu gibi, (2.12) eşitliği ile ilgili olarak çözülmesi gereken sorun, frekans indisleri N_1, N_2, \dots, N_{M-1} 'in nasıl belirleneceğidir.

Frekans indisleri N_1, N_2, \dots, N_{M-1} 'i belirlemek amacıyla (2.9) ve (2.10)'daki koşullar sağlanacak şekilde $i = 1, 2, \dots, M$ olmak üzere N_i frekans indisi $[N_{i-1} + 1, N_M]$ aralığında aranır. AYFT yordamında olduğu gibi, her i değeri için $[N_{i-1} + 1, N_M]$ aralığındaki değerler olası N_i değeri olarak alınır. N_i 'nin olası değerlerini kullanarak $n = 0, 1, 2, \dots, L - 1$ için (2.12) eşitliğinin sağ tarafı hesaplanır ve devamında bu hesaplama karşı düşen ani genlikler ($a_i[n]$) ve ani fazlar ($\theta_i[n]$) bulunur. Tüm n değerleri için (2.9) ve (2.10)'daki koşulları sağlayan olası N_i değerlerinin en küçüğü, N_i 'nin değeri olarak belirlenir. Bu hesaplama işlemi $N_i = N_M = 1$ sınır değerine ulaşana kadar devam eder ve böylece YAFT yordamı tamamlanmış olur. YAFT yordamına ilişkin akış şeması Şekil 2.2'de verilmiştir.



Şekil 2.2: FAY temelinde YAFT algoritması.

Zaman serisi $x[n]$ 'nin örnek sayısına karşı düşen L değerinin tek sayı olması durumunda, Şekil 2.2'de sunulan akış şemasındaki frekans alt sınırına karşı düşen N_0 değeri $N_0 = (L + 1)/2$ olarak değiştirilerek algoritma çalıştırılır.

AYFT ve YAFT yordamları çerçevesinde ayrı ayrı (2.11) ve (2.12) eşitlikleri üzerinden belirlenen ve (2.8) ile temsil edilen her bir analitik FTBF'yi (2.7)'de yerine koyarak

$$z[n] = \sum_{i=1}^M \phi_i[n], \quad n = 0, 1, \dots, L-1 \quad (2.13)$$

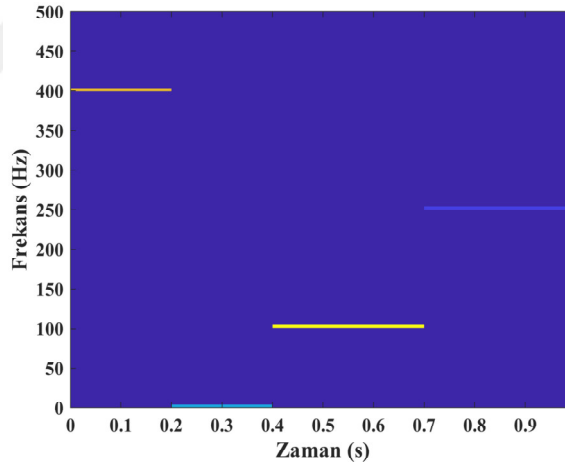
ile analitik işaretin iki farklı biçimine ulaşılır. İncelenen işarete bağlı olarak AYFT ve YAFT yordamlarının üretmiş olduğu analitik FTBF'lerin sayısı (M) ve özellikleri genel itibariyle farklılık göstermesine rağmen her iki yordamın (2.13) ile ürettiği analitik işaretlerin ayrı ayrı (2.6)'da yerine konmasıyla aynı $x[n]$ işaretine ulaşılır.

2.3 FAY ile elde edilen ZFG Sonuçları ve Diğer Yöntemlerle Karşılaştırmaları

Bir ZFA aracı olarak FAY'ın başarımı, Bölüm 1'de bahsedilen mevcut yöntemlerden bazılarıyla karşılaştırılmıştır. Bu amaçla incelenen işaretlerden ilki; 1s süreli, zamanda hızlı değişim gösteren, sabit frekanslı dört bileşenden oluşan

$$x_1(t) = \begin{cases} 2 \sin(800\pi t) & t < 0.2s \\ 1 & 0.2s \leq t < 0.4s \\ 4 \sin(200\pi t) & 0.4s \leq t < 0.7s \\ 0.5 \sin(500\pi t) & 0.7s \leq t \leq 1s \end{cases} \quad (2.14)$$

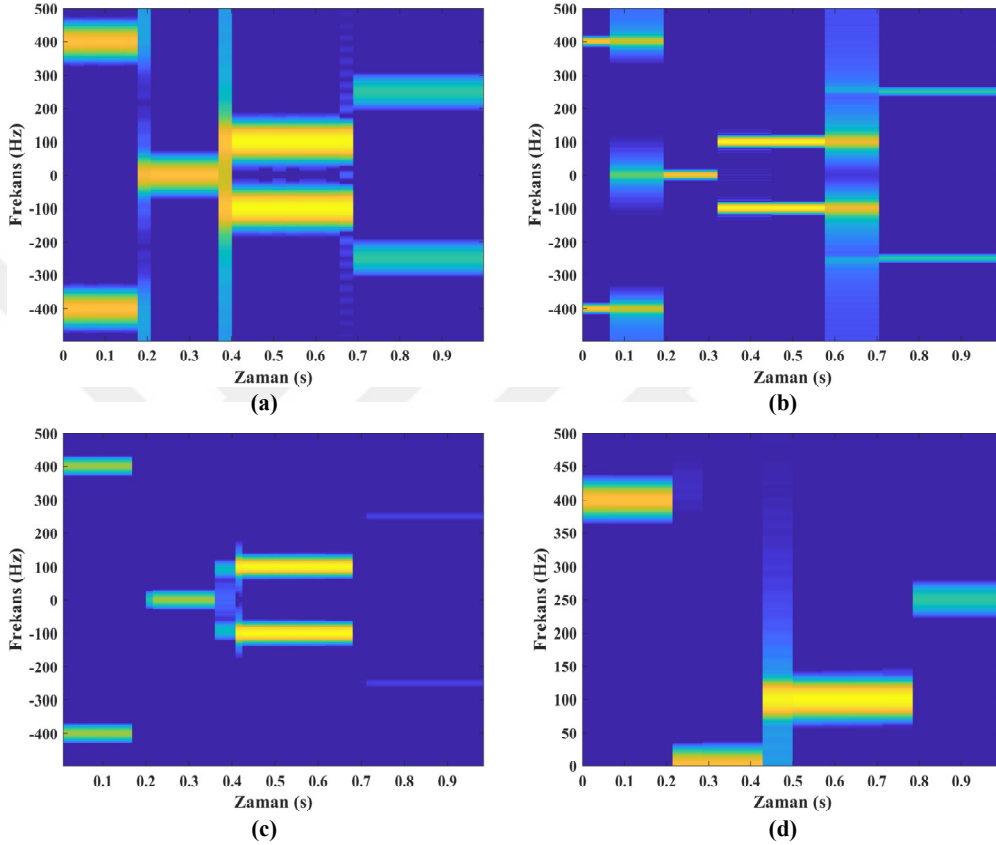
ışarettir. Bu işaretin $f_s = 1000$ Hz ile örneklenmesi sonucu elde edilen $L = 1000$ örnekten oluşan ayrık-zamanlı $x_1[n]$ işaretinin asıl ZFG'si Şekil 2.3'teki gibidir. Doğrudan doğruya $x_1[n]$ işareti üzerine çeşitli uzunluktaki Gauss pencereleri ile birlikte uygulanan KSFD, MHD ve Spektrogram yöntemlerinin üretmiş olduğu ZFG sonuçlarına Şekil 2.4'te yer verilmiştir.



Şekil 2.3: Eşitlik (2.14) ile tanımlanan işaretin 1000 Hz ile örneklenmesi sonucu elde edilen $\{x_1[n], n = 0, 1, \dots, 999\}$ işaretinin asıl ZFG'si.

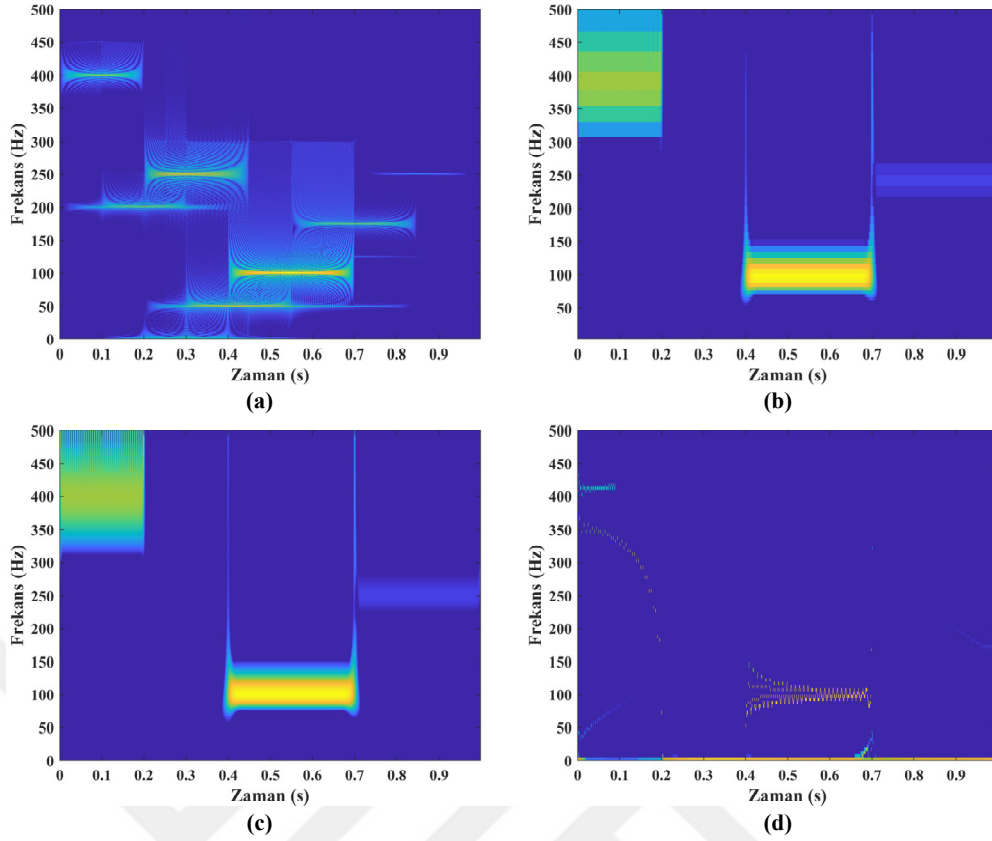
Şekil 2.4a ve b'de KSFD yönteminde kullanılan pencere uzunluğunun etkisi açıkça görülmektedir. İşarete ilişkin ZFG'lerde, pencere uzunluğundaki artış ile işareti oluşturan bileşenlerin başlangıç ve bitiş anlarının kaybolmakta ama frekans değerlerinin net biçimde okunabilir hale geldiği görülmektedir. Diğer taraftan, pencere uzunluğu azaldıkça işaret bileşenlerinin frekans değerlerinin kaybolduğu fakat işaret bileşenlerine ilişkin başlangıç ve bitiş anlarının netleştiği gözlenmektedir. KSFD ile elde edilen ZFG'lerde frekans çözünürlüğü pencere uzunluğu ile doğru orantılı

değişim gösterirken zaman çözünürlüğü ise pencere uzunluğu ile ters orantılı bir davranış sergilemektedir. Şekil 2.4c’de ise MHD kapsamında aynı anda uzun ve kısa pencerelerin kullanımı neticesinde hem zaman hem de frekans çözünürlüğü anlamında iyileştirmeler sağlanmıştır. Şekil 2.4d’deki spektrogram ile elde edilen ZFG’de negatif frekansların engellendiği ancak KSFD’deki gibi pencere uzunluğundan kaynaklı etkinin devam ettiği görülmektedir.



Şekil 2.4: Eşitlik (2.14) ile tanımlanan işaretin 1000 Hz ile örneklenmesi sonucu elde edilen $\{x_1[n], n = 0, 1, \dots, 999\}$ işareti için çeşitli uzunluktaki Gauss pencereleri kullanılarak üç farklı ZFA yöntemiyle elde edilen ZFG sonuçları: a) $N = 32$ için KSFD sonucu, b) $N = 128$ için KSFD sonucu, c) $N_1 = 16$ ve $N_2 = 64$ için MHD sonucu, d) $N = 64$ için Spektrogram sonucu.

Pencere fonksiyonunun kullanılmadığı WVD, SDD, S dönüşümü ve HHD yöntemlerinin $x_1[n]$ işaretinin örnekleri üzerine uygulanması sonucunda elde edilen ZFG sonuçları Şekil 2.5’de gösterilmiştir. İşaret örnekleri üzerine WVD uygulanmadan önce HD uygulanmıştır. Bu sebeple negatif frekanslar ve bu frekanslara bağlı ortaya çıkacak çapraz terimler ortadan kalkmıştır. Şekil 2.5a’da WVD’nin ürettiği ZFG’de incelenen işarete ait dört bileşen bulunmasına rağmen sekiz farklı enerji bölgesi olduğu yani halen toplam bileşen sayısı kadar çapraz terimin ZFG’de olduğu görülmektedir.



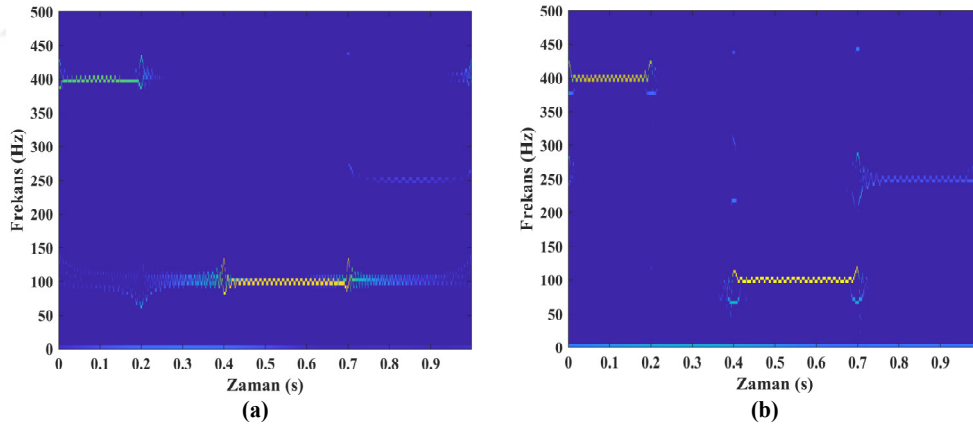
Şekil 2.5: Eşitlik (2.14) ile tanımlanan işaretin 1000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_1[n], n = 0, 1, \dots, 999\}$ işareti için pencere fonksiyonunun kullanılmadığı dört farklı ZFA yöntemi ile elde edilen ZFG sonuçları: a) WVD, b) SDD, c) S dönüşümü, d) HHD.

Şekil 2.5b ve c’de ise Morlet dalgacığı ile oluşturulmuş SDD ve S dönüşümü sonuçları verilmektedir. Birinci bölümde ifade edildiği gibi S dönüşümü SDD temelli melez bir yöntemdir ve ZFG sonuçlarından görüleceği üzere frekans ve zaman sınırları birebir aynı olmasına rağmen S dönüşümünün çözünürlüğü daha yüksektir. SDD ve S dönüşümü, işaret bileşenlerine dair zaman sınırlarını çok iyi belirlemesine rağmen bileşenlerin frekansları yükseldikçe frekans sınırları genişlemektedir. Ayrıca bu yöntemlerde 0 Hz hızındaki doğru akım bileşenlerinin belirlenemediği görülmektedir. Şekil 2.5d’deki HHD sonuçlarında ise işaret öncelikle GKA ile 6 adet ÖKF’ye ve 1 adet artık işarete ayrıştırılmıştır. ÖKF’ler analitik formda oldukları için her bir bileşen anlık frekans ve genlik olmak üzere iki farklı vektörle ifade edilmekte bu vektörler zaman-frekans izgesine yerleştirilmektedir. Bu yerleştirme sırasında her bir bileşenin L adet anlık genlik ve $L - 1$ adet anlık frekans noktası vardır. Bu noktaların ZFG’de görülebilmesi için çözünürlük elle ayarlanmaktadır. Bu amaçla, her bir piksel 5 Hz’lik frekansı kapsayacak şekilde ayarlama yapılmıştır. HD tabanlı yöntemlerin en büyük üstünlüğü, noktasal olarak olası en iyi çözünürlüğü sağlayabilmesidir. Diğer taraftan,

HHD içeriğinde GKA'daki kip karıştırma sorunu da aynı ZFG sonucunda oldukça net biçimde gözükmemektedir. Öyle ki incelenen işaretin $0.7 \text{ s} \leq t \leq 1 \text{ s}$ zaman aralığındaki bileşeninin enerjisinin büyük kısmı 0 Hz'deki bileşene kaymış, bu sebeple $0.2 \text{ s} \leq t \leq 0.4 \text{ s}$ zaman aralığında olması gereken bileşenin bitiş süresi düzgün belirlenememiştir.

FAY ile ulaşılan ZFG sonuçları Şekil 2.6'da gösterilmiştir. FAY temelinde ileri yönde ayrıştırma (AYFT yordamı) ile işaret 10 adet analitik FTBF'ye ayrıştırılırken geri yönde ayrıştırma (YAFT) ile 13 adet analitik FTBF'ye ayrıştırılmaktadır. FAY, HD tabanlı bir yöntem olduğundan dolayı HHD'nin sahip olduğu çözünürlük üstünlüğünü içerisinde barındırır. Şekil 2.5'deki ZFG sonuçlarından bu durum açıkça görülmektedir. YAFT yordamı ile tüm işaret bileşenleri net bir biçimde elde edilirken (Şekil 2.5b), AYFT yordamı ile 0 Hz'lik ve 250 Hz'lik işaret bileşenlerine ilişkin enerjilerin en yüksek genlikli (100 Hz) işaret bileşeni etrafında kümelenmiştir.

İşarete ilişkin Şekil 2.3'deki ZFG'yi göz önünde bulundurarak Şekil 2.4 ve 2.5'deki ZFG sonuçları ile Şekil 2.6'daki sonuçlar karşılaştırıldığında FAY'ın oldukça başarılı bir ZFA aracı olduğu değerlendirilebilir.



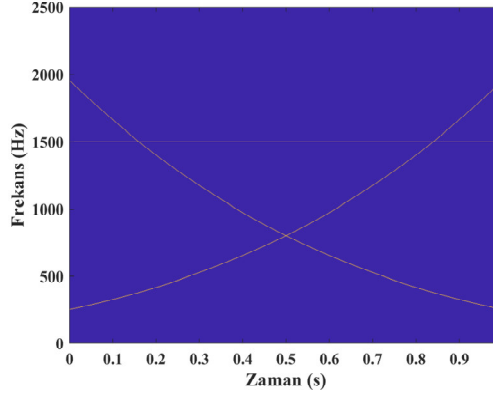
Şekil 2.6: Eşitlik (2.14) ile tanımlanan işaretin 1000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_1[n], n = 0, 1, \dots, 999\}$ işaretinden FAY ile ulaşılan ZFG sonuçları: a) AYFT, b) YAFT.

Yöntemlerin başarımlarını karşılaştırmak için (2.13)'teki işareten farklı olarak

$$x_2(t) = \sin(20\pi(t + 1.5)^5) + \sin(20\pi(2.5 - t)^5) + \cos(3000\pi t) \quad (2.15)$$

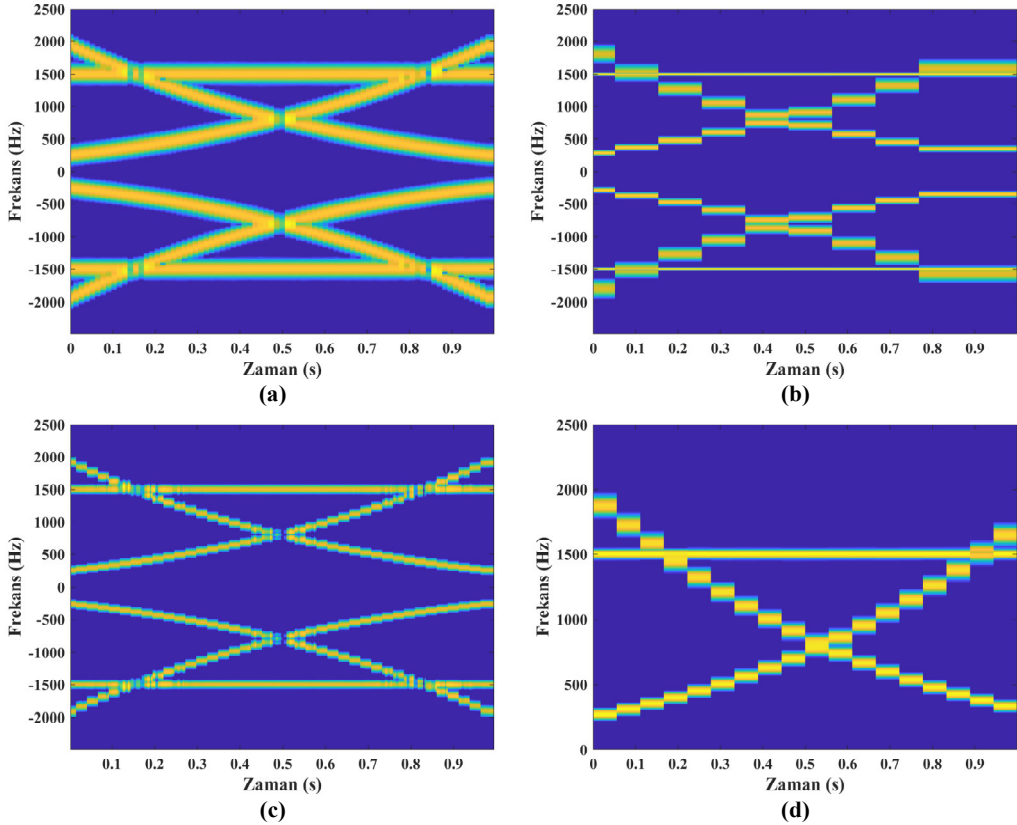
ile tanımlı 1 s süreli bir işaret üzerinde çalışılmıştır. Bu işaret, $f_s = 5000 \text{ Hz}$ ile örneklenecek $L = 5000$ örnekleme ayırık-zamanlı $x_2[n]$ işareti elde edilmektedir. Bu

işaretin anlık frekansları, Şekil 2.7’de görüldüğü gibi, zamanla değişen ve belirli anlarda kesişen doğrusal olmayan bir davranışa sahiptir.



Şekil 2.7: Eşitlik (2.15) ile tanımlanan işaretin 5000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_2[n], n = 0, 1, \dots, 4999\}$ işaretinin asıl ZFG’si.

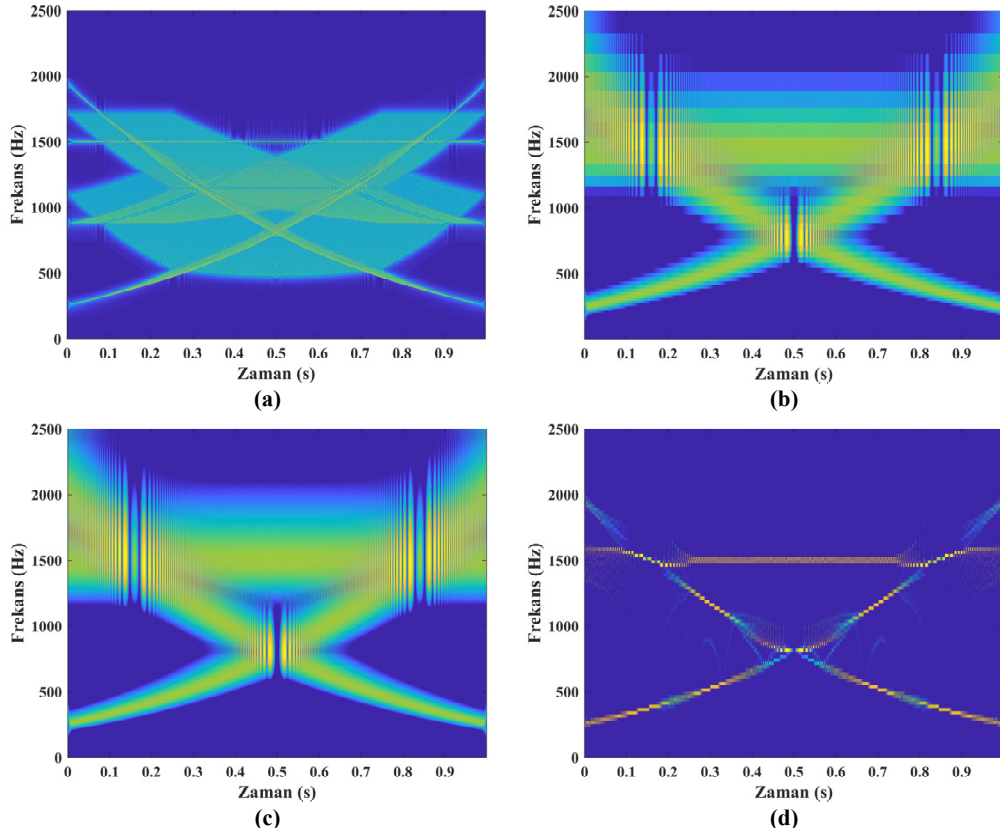
Çeşitli uzunluktaki Gauss pencereleri ile KSFD, MHD ve Spektrogram yöntemleri ile $x_2[n]$ işareti için elde ZFG sonuçları Şekil 2.8’de gösterilmiştir.



Şekil 2.8: Eşitlik (2.15)’deki sürekli zamanlı işaretin 5000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_2[n], n = 0, 1, \dots, 4999\}$ işareti için çeşitli uzunluktaki Gauss pencereleri ile birlikte üç farklı ZFA yönteminin ürettiği ZFG sonuçları: a) $N = 64$ için KSFD sonucu, b) $N = 512$ için KSFD sonucu, c) $N_1 = 32$ ve $N_2 = 128$ için MHD sonucu, d) $N = 256$ için Spektrogram sonucu.

Şekil 2.8a ve b'deki sonuçlar, KSFD içeriğinde kullanılan pencerenin uzunluğunun işaret ZFG'sinde etkili olduğunu göstermektedir: ani frekanslar, pencere uzunluğunun artmasıyla süreksizlik içeren bir değişim sergilerken; pencere uzunluğunun azalmasıyla frekans çözünürlüğü düşmektedir. Şekil 2.8c'de MHD kapsamında aynı anda iki farklı uzunluklu pencerenin kullanılmasıyla, Şekil 2.8b'deki ile karşılaştırıldığında ani frekansları daha yumuşak ve sürekli olan ve Şekil 2.8a'daki ile karşılaştırıldığında ise frekans çözünürlüğü daha iyi olan bir ZFG'ye ulaşılmıştır. Spektrogram ile elde edilen Şekil 2.8d'deki ZFG'de negatif frekansların engellendiği ancak pencere uzunluğundan kaynaklı etkinin devam ettiği görülmektedir.

Pencere fonksiyonunun kullanımından bağımsız WVD, SDD, S dönüşümü ve DKA yöntemlerinin örneklenmiş $x_2[n]$ işareti üzerine uygulanması sonucunda elde edilen ZFG sonuçları Şekil 2.9'da gösterilmiştir.



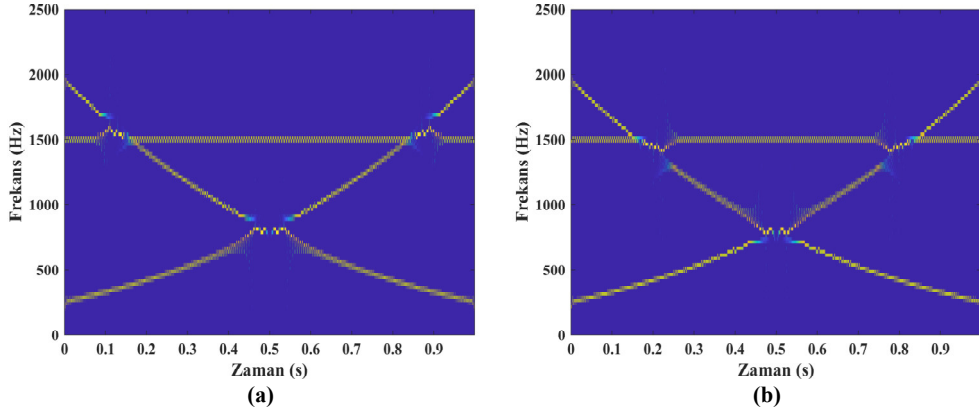
Şekil 2.9: Eşitlik (2.15) ile tanımlanan işaretin 5000 Hz ile örneklenmesi sonucu elde edilen $\{x_2[n], n = 0, 1, \dots, 4999\}$ işareti için pencere fonksiyonunun kullanılmadığı dört farklı ZFA yöntemi ile elde edilen ZFG sonuçları: a) WVD, b) SDD, c) S dönüşümü, d) DKA.

Şekil 2.9a'dan görüldüğü üzere, $x_2(t)$ işaretini oluşturan bileşenlerin ani frekanslarının zamanla değişmesi WVD sonucunda çarpaz terimlerle dolu bölgeler

oluşmasına sebep olmaktadır. Çözünürlük konusunda en iyi yöntemlerden biri olan WVD, ani frekanslar sürekli olarak değişse bile enerjisi sabit olan işaretlerin ZFA'sında oldukça etkin sonuçlar üretmektedir. Bunun sebebi, çapraz terimlerin enerjisinin gerçek terimlerden daha düşük olmasıdır. Böylece ZFG'de çapraz terimlerin oluşturduğu düşük enerjiye sahip bölge içerisinde gerçek terimler net biçimde gözlenebilmektedir. Şekil 2.9b ve c'deki SDD ve S dönüşümünün ZFG sonuçlarında, ilk örnekte olduğu gibi, yüksek frekans bölgeleri oldukça muğlaktır. Diğer taraftan, ani frekansları belirli anlarda kesişen bileşenlerden oluşan işaretlerde SDD ve S dönüşümü, kesişim noktalarında oldukça belirgin bir iz oluşturmaktadır.

Ani frekansları kesişen bileşenlerden oluşan işaretlerin ZFA'sında HDD'nin oldukça anlamsız bir ZFG sağlamasından dolayı Şekil 2.9'da yine HD tabanlı bir yöntem olan DKA sonuçlarına yer verilmiştir. Şekil 2.9d'deki ZFG, görünürlüğü sağlamak için her bir piksel 25 Hz'lik frekans aralığını kapsayacak şekilde oluşturulmuştur. DKA ile işaret, 6 ÖKF'ye ayrıştırılmıştır. Şekil 2.7 ve 2.9d'deki sonuçlar karşılaştırıldığında, DKA'nın belirli anlarda kesişen işaret bileşenlerinin ani frekanslarında sapmalara sebep olduğu görülmektedir: sabit frekanslı bileşenin ilk kesişim öncesi ve son kesişim sonrası frekans değerleri gerçeklerinden daha yüksektir ve bileşenler arasında küçük enerji sızıntıları oluşmaktadır. Diğer taraftan, Şekil 2.9d'deki ZFG'de, işareti oluşturan değişken frekanslı bileşenlerin kesişme anları net olarak okunabilmektedir.

DKA oldukça başarılı bir sonuç üretmesine rağmen, işaret iç dinamiklerini yansıtması bağlamında FAY'ın daha başarılı olduğu Şekil 2.10'daki sonuçlardan açıkça görülmektedir. Hem AYFT hem de YAFT yordamlarıyla FAY, işareti 4 adet analitik FTBF'ye ayrıştırmıştır ve her iki yordamın üretmiş olduğu ZFG sonuçları birbirlerine oldukça yakındır. DKA'ya nazaran FAY temelinde her iki yordam ile ulaşılan ZFG'lerde kesişen işaret bileşenlerden kaynaklı ani frekanslarda herhangi bir sapmanın oluşmadığı görülmektedir. Buna ilaveten FAY, zamanla sürekli değişen ani frekanslara sahip bileşenlerde düşük düzeyde basamak etkisi oluşturmaya rağmen, işareti birbirlerine dik analitik FTBF'lere ayrıştırdığı için işaret bileşenleri arasındaki enerji sızıntısını en aza indirmektedir. Fakat FAY'ın bu özelliği, işaret bileşenlerinin ani frekanslarının kesiştiği anlarda frekans ve zaman bilgisinin net bir biçimde okunmasını engelleyen bir durumun oluşmasına sebep olmaktadır.



Şekil 2.10: Eşitlik (2.15) ile tanımlanan işaretin 5000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_2[n], n = 0, 1, \dots, 4999\}$ işaretinden FAY ile ulaşılan ZFG sonuçları: a) AYFT, b) YAFT.

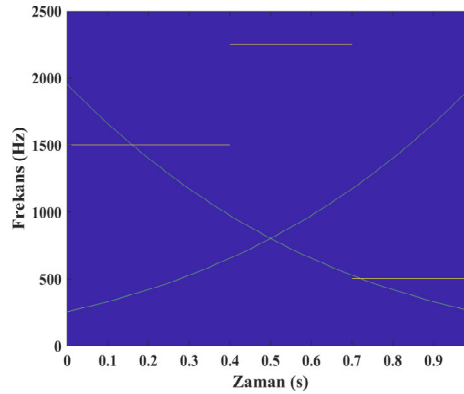
Son olarak, gürültünün varlığında yöntemlerin başarımlarını değerlendirmek amacıyla aşağıdaki gibi tanımlanan işaret üzerinde çalışılmıştır:

$$x_3(t) = d(t) + \omega(t)$$

$$d(t) = \sin(20\pi(t + 1.5)^5) + \sin(20\pi(2.5 - t)^5) + g(t) \quad (2.16)$$

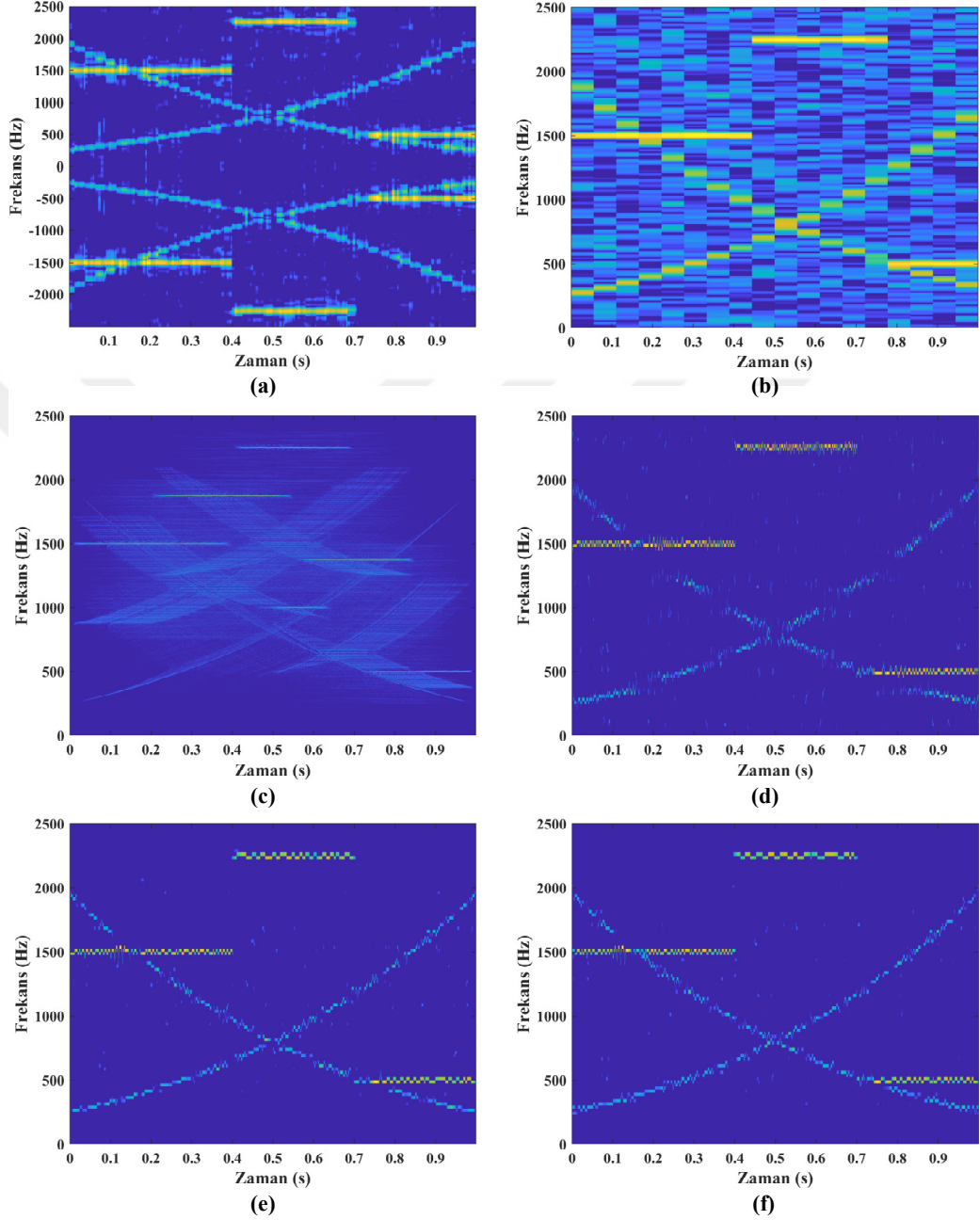
$$g(t) = \begin{cases} 2 \cos(3000\pi t) & t \leq 0.4s \\ 2 \sin(4500\pi t) & 0.4s < t \leq 0.7s \\ 2 \cos(1000\pi t) & 0.7s < t \leq 1s \end{cases}$$

Burada $d(t)$, gürültüsüz işareti; $\omega(t)$ ise sıfır ortalamalı birim varyanslı beyaz Gauss gürültüsünü ifade eder. Bu işaret $[0, 1]$ s aralığında $f_s = 5000$ Hz ile örnekleme yapılarak $L = 5000$ örnekleme periyoduyla ayrık-zamanlı $x_3[n]$ işareti elde edilmekte ve karşılaştırılan yöntemlerin girdisini oluşturmaktadır. Gürültüsüz işarete ilişkin ZFG Şekil 2.11'deki gibidir.



Şekil 2.11: Eşitlik (2.16)'daki gürültüsüz işaretin 5000 Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $\{x_3[n], n = 0, 1, \dots, 4999\}$ işaretinin asıl ZFG'si.

Gürültünün varlığından dolayı $x_3[n]$ işareti rastgele bir işarettir. Bu rastgele işaretin herhangi bir gerçekleşmesini bu bölümde anılan bazı ZFA yöntemlerin girdisi olarak kullanarak ulaşılan ZFG sonuçları Şekil 2.12’de gösterilmiştir.



Şekil 2.12: Eşitlik (2.16) ile tanımlanan rastgele işaretin herhangi bir gerçekleşmesinin 5000 Hz ile örneklenmesi sonucu üretilen $\{x_3[n], n = 0, 1, \dots, 4999\}$ işaretinin çeşitli yöntemlerle elde edilen ZFG sonuçları: a) $N_1 = 32$ ve $N_2 = 128$ için MHD, b) $N = 256$ için Spektrogram, c) WVD, d) DKA, e) FAY-AYFT, f) FAY-YAFT.

Şekil 2.12’deki sonuçlar ışığında MHD ve WVD’nin gürültüye karşı oldukça etkin bir performans sergilediği ve DKA yöntemiyle elde edilen ZFG’de doğrusal olmayan ani frekanslı bileşenlerin gürültü etkisiyle kesikli bir bozulmaya uğradığı

görülmektedir. DKA'daki kadar olmasa da benzer bozulmanın FAY ile elde edilen ZFG sonuçlarında da görülmesine rağmen bileşen bütünlüğünün korunduğu gözlenmektedir. Bununla birlikte, FAY temelinde hem AYFT hem de YAFT yordamlarıyla sağlanan ZFG'lerde ani frekansların kesişim anlarının diğer yöntemlerle elde edilenlere nazaran net bir biçimde okunabildiği görülmektedir.



3. Önerilen İşaret Ayırıştırma Yöntemi: İç İç Geçmiş Fourier Ayırıştırma Yöntemi (İGFAY)

FAY (Singh ve diğ. 2017), analiz ettiği işareti, her biri tek bir analitik FTBF ile temsil edilecek şekilde, farklı frekans bantlarına ayırıştırır. Yani, herhangi bir frekansta birden fazla analitik FTBF'nin enerjisi görünmez. Bu durumun bir sonucu olarak FAY'ın her iki yordamı ile elde edilen analitik FTBF'lerin anlık genlik ve frekans bilgileri ile oluşturulan ZFG'lerde, belirli zaman ve frekanslarda kesişen bileşenlerden oluşan işaretlerin düzgün bir şekilde ayırıştırılmadığı gözlemlenmiştir. Bu olumsuzluk fiziksel işaretlerin analizinde FAY'ın başarımını etkilemektedir. AYFT ve YAFT yordamları çerçevesinde sırasıyla (2.11) ve (2.12) ile elde edilen analitik FTBF'ler aynı zamanda sıfır fazlı – ideal bant geçiren süzgeç (SF-İBGS) özelliğine sahiptir. Yani, L bir çift sayı olmak üzere, L örnekten oluşan $\{x[n], n = 0, 1, \dots, L - 1\}$ zaman serisinin FAY ile analizi neticesinde elde edilen analitik FTBF'ler aynı zamanda

$$a_i[n]e^{j\theta_i[n]} = 2 \sum_{k=1}^{L/2-1} C_i[k]X[k]W_L^{-kn}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (3.1)$$

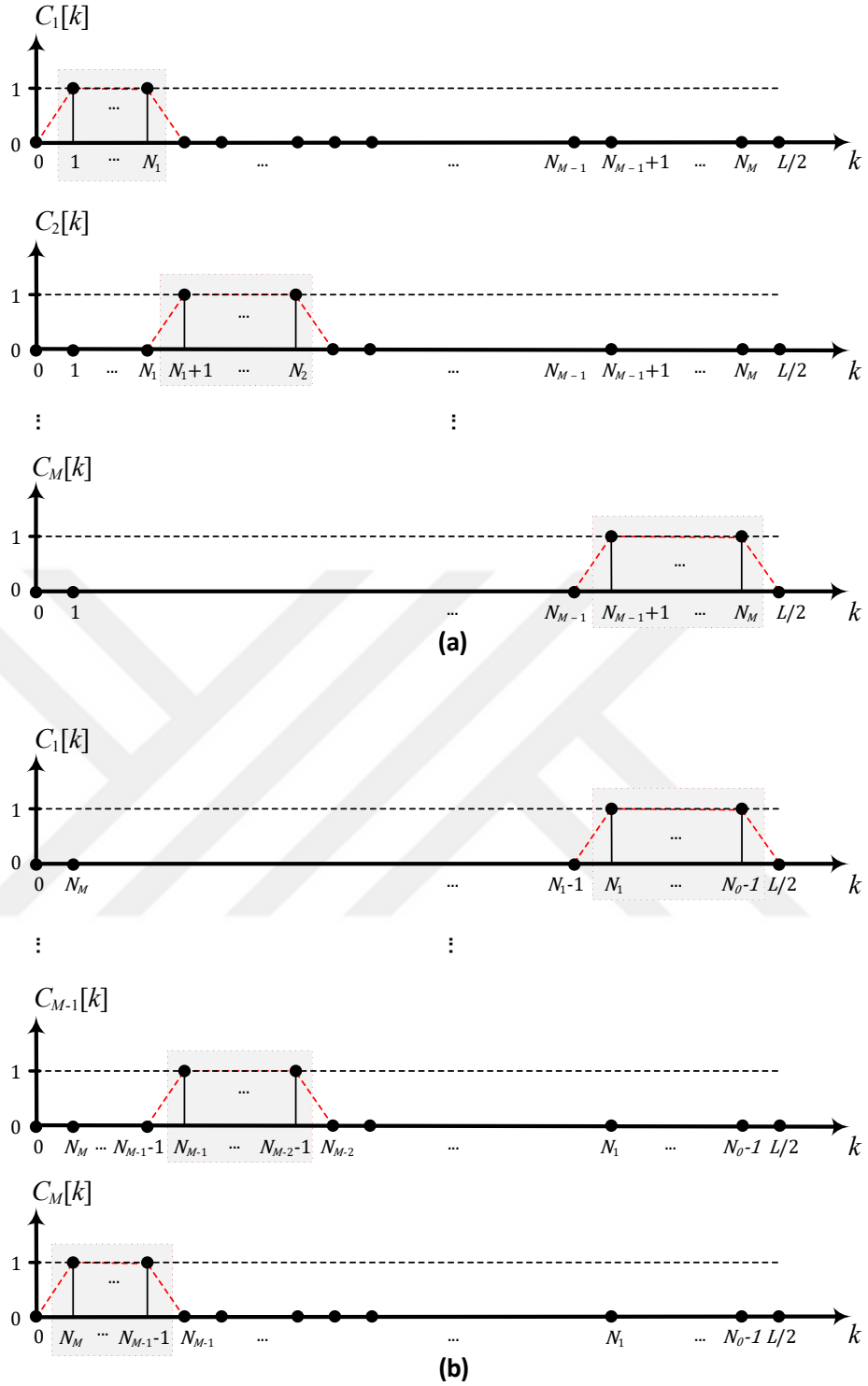
şeklinde ifade edilebilir. Burada $C_i[k]$ genelleştirme terimi olup AYFT yordamı için

$$C_i[k] = \begin{cases} 1, & N_{i-1} + 1 \leq k \leq N_i \\ 0, & \text{diğer} \end{cases}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (3.2)$$

ve YAFT yordamı için ise

$$C_i[k] = \begin{cases} 1, & N_i \leq k \leq N_{i-1} - 1 \\ 0, & \text{diğer} \end{cases}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (3.3)$$

olarak tanımlanır. Esas itibarıyla (3.2) ve (3.3) ile tanımlanan katsayılar sırasıyla FAY-AYFT ve FAY-YAFT sonucunda ortaya çıkan SF-İBGS'lerin frekans cevaplarını ifade eder. AYFT ve YAFT yordamlarının FAY temelinde işarete uygulanması ile ortaya çıkan M adet analitik FTBF'lere karşı düşen SF-İBGS'lerin frekans cevapları kavramsal olarak Şekil 3.1'de gösterilmiştir.



Şekil 3.1: SF-İBGS karakteristiklerinin kavramsal gösterimi: a) FAY temelinde AYFT yordamı, b) FAY temelinde YAFT yordamı.

Şekil 3.1'deki frekans cevaplarından görüldüğü üzere, FAY'ın doğasında var olan SF-İBGS'lerin frekans cevapları birbirinden tamamen bağımsızdır. Bu özellik, belirli anlarda ve frekanslarda kesişen bileşenlere sahip işaretlerin analizinde FAY ile oluşturulan ZFG'lerde bozulmaya sebep olmaktadır. Yani FAY, ani frekansları belirli

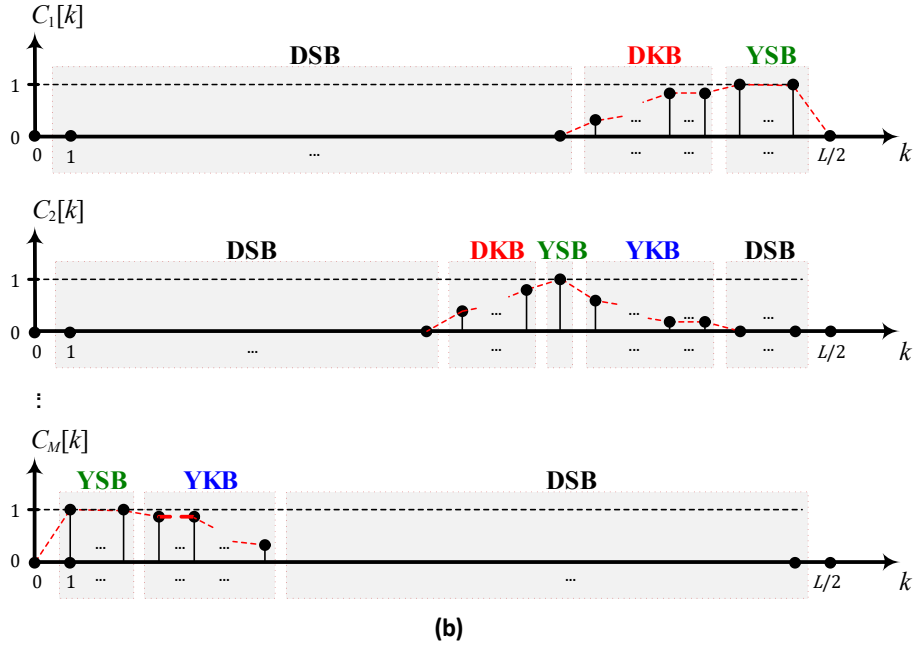
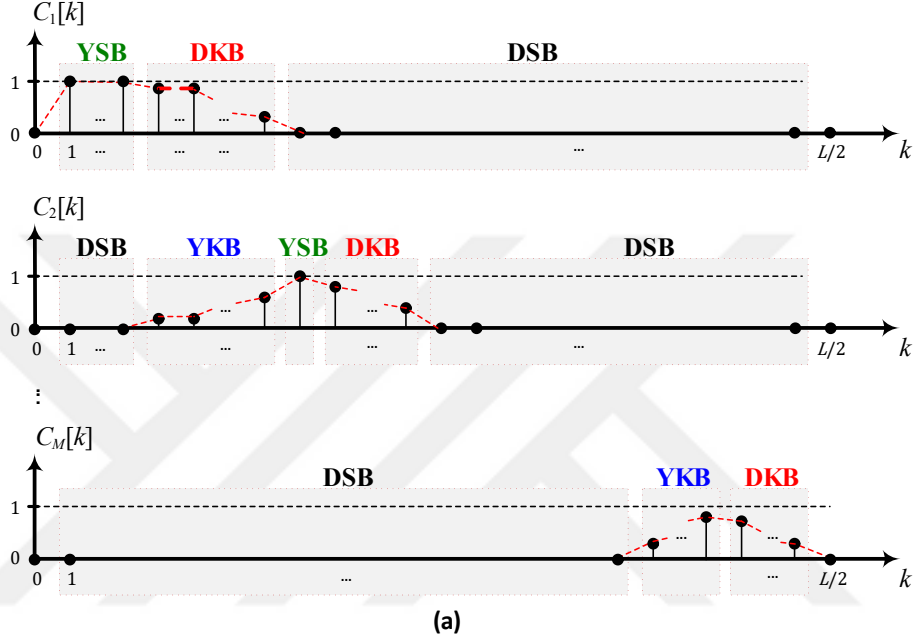
anlarda kesişen çok bileşenli işaretleri düzgün bir biçimde ayrıştırmada başarılı bir davranış sergileyememektedir. FAY'ın doğası gereği ortaya çıkan SF-İBGS'lerin ve dolayısıyla analitik FTBF'lerin neden olduğu bu olumsuz durumun üstesinden gelmek amacıyla, bu çalışmada, İGFAY adlı yeni bir yöntem önerilmiştir. Bu yöntemde, analitik FTBF'lerin, iç içe geçerek frekans bölgesinde kesişimler oluşmasını sağlayan sıfır fazlı - ideal olmayan bant geçiren süzgeç (SF-İOBGS) yapılarına dayalı olarak elde edilmesi hedeflenmiştir. Böylece bir frekans değerinde birden fazla analitik FTBF'nin etkisi gözlemlenebilecek ve incelenen işarete ilişkin tüm frekans bandını işleyerek belirlenen analitik FTBF'lerin ani genlikleri ve ani frekanslarından oluşturulan ZFG'lerde işareti oluşturan bileşenler çok daha net biçimde tespit edilebilecektir.

3.1 SF-İOBGS Kavramsal Karakteristiği

FAY, herhangi bir tek boyutlu zaman serisini analitik FTBF adı verilen sonlu sayıda karmaşık değerli fonksiyona ayırmaktadır. Analitik FTBF'lerin anlık genlik ve anlık frekans bilgisine sahip olmaları nedeniyle analiz edilen işaretin ZFG'si oluşturulabilmektedir. Ayrıca analitik FTBF'lerin gerçek kısımlarını toplayarak zaman serisinin birebir geri çatımı sağlanabilmektedir.

FAY temelinde analitik FTBF'lerin, ardışık frekans bantlarının bileşenleri ile tanımlanabildiği (2.11) ve (2.12) eşitliklerinden görülmektedir. SF-İBGS'lerin özelliklerini temsil eden bu frekans bantları, zaman serisinin çift ve tek sayıdan oluşan örnek sayısına göre FAY çerçevesinde sırasıyla (2.4) ve (2.5) eşitlikleriyle tanımlanan analitik işaret biçimlerine AYFT veya YAFT yordamlarının uygulanması neticesinde doğal olarak ortaya çıkar. SF-İBGS'lerin özellikleri hakkında bir fikir vermek için frekans tepkileri kavramsal olarak; FAY'ın AYFT yordamı için Şekil 3.1a'da, YAFT yordamı için ise Şekil 3.1b'de tasvir edilmiştir. Bu şekillerden de açıkça görüldüğü üzere SF-İBGS'lerin frekans bantları birbirinden bağımsızdır. Yani süzgeçlerin frekans bantları arasında herhangi bir örtüşme söz konusu değildir. Daha önce bahsedildiği gibi SF-İBGS karakteristiğine dayalı olarak analitik FTBF'lerin belirlenmesi, anlık frekans yörüngeleri en az bir zaman-frekans konumunda kesişen bileşenlere sahip işaretlerin analizinde FAY başarımını olumsuz yönde etkilemektedir.

FAY'dan farklı olarak analitik FTBF'leri elde etmek için önerilen frekans bantları çakışan SF-İOBGS'lerin kavramsal bir temsili, AYFT ve YAFT yordamları için Şekil 3.2'de gösterilmiştir. Bu süzgeçler; yükselen kenar bandı (YKB) ve düşen kenar bandı (DKB) olarak adlandırılan iki geçiş bandı, yüksek seviye bandı (YSB) olarak adlandırılan bir geçirme bandı ve düşük seviye bandı (DSB) olarak adlandırılan bir durdurma bandı olmak üzere toplamda dört frekans bandından oluşmaktadır.



Şekil 3.2: İGFAY için oluşturulan SF-İOBGS karakteristiklerinin kavramsal gösterimi: a) AYFT, b) YAFT.

Mevcut FAY'dan farklı olarak bu çalışmada önerilen İGFAY'da analitik FTBF'leri belirlemek için kullanılacak olan SF-İOBGS'lerin Şekil 3.2'de tasvir edilen karakteristiklere sahip olması için i .analitik FTBF'nin (3.1) eşitliği ile tanımlanan genelleştirilmiş denklemindeki $C_i[k]$ katsayılarının $[0, 1]$ kapalı aralığında olası tüm değerleri alabilecek şekilde belirlenmesi gerekmektedir. Burada $C_i[k]$, i .analitik FTBF'yi tanımlayan i . SF-İOBGS'nin k .indisindeki katsayısının değerini ifade eder. Dolayısıyla (3.1) eşitliği ile ilişkili temel sorun, $C_i[k]$ katsayılarının nasıl elde edileceğidir.

3.2 SF-İOBGS Özelliklerinin ve Analitik FTBF'lerin Belirlenmesi

Bu çalışmada önerilen İGFAY'ın belkemiğini teşkil eden ve (3.1) eşitliği ile tanımlanan genelleştirilmiş analitik FTBF denklemindeki $C_i[k]$ katsayıları, SF-İOBGS'lerin Şekil 3.2'de tasvir edilen karakteristikleri sebebiyle $[0, 1]$ kapalı aralığında değerler alabilecek şekilde aşağıdaki koşulu dikkate alarak belirlenir.

$$\sum_{i=1}^M C_i[k] = 1, \quad k = 1, 2, \dots, L/2 - 1 \quad (3.4)$$

Eşitlik (3.4) ile tanımlanan koşul, İGFAY çerçevesinde AYFT ve YAFT yordamları ayrı ayrı belirlenen FTBF'lerin (2.13)'de kullanılmasıyla oluşturulan analitik işaretleri (2.6)'da yerine koyarak incelenen gerçek-zamanlı $x[n]$ işaretinin geri çatımı için gereklidir. Bu koşul, her bir frekans değerindeki (k indisine karşı düşen frekanstaki) SF-İOBGS'lerin katsayılarının toplamının 1 olması gerektiğini ifade eder. Bu koşulun aynı zamanda FAY temelinde AYFT ve YAFT yordamları ile doğal olarak ortaya çıkan SF-İBGS karakteristiklerini de sağladığı (3.2) ve (3.3) eşitliklerinden açıkça görülmektedir. İGFAY çerçevesinde analitik FTBF'lerin elde edilmesi için (3.1) ile önerilen genel ifade ile bu eşitliği sağlayan SF-İOBGS'lerin belirlenmesi için (3.4) ile önerilen koşul, FAY ile uyumluluk göstermektedir.

Kavramsal karakteristikleri Şekil 3.2'de gösterilen SF-İOBGS'lerde DSB bölgesine denk gelen süzgeç katsayıları 0 iken, YSB bölgesindeki katsayılar her zaman 1'e eşittir. Benzer durum FAY temelinde doğal olarak ortaya çıkan Şekil 3.1'deki SF-İBGS karakteristiklerinde de mevcuttur. Ancak, SF-İBGS'lerden farklı olarak, SF-

İOBGS'lerde YKB ve DKB olmak üzere iki geçiş bandı mevcuttur. Bu bantlarla birlikte aynı frekanslarda birbiriyle kesişen bantlara sahip süzgeç karakteristiklerinin ve dolayısıyla analitik FTBF'lerin elde edilmesi amaçlanmıştır. Bu çalışmada SF-İOBGS'lerdeki YKB ve DKB geçiş bantlarını temsil eden katsayılar yeterince küçük bir sabit $\Delta > 0$ temel alınarak belirlenmiştir. Önerilen yöntemin başarımlı değerlendirilmesinde incelenen işaretler için bu sabitin değeri $\Delta = 0.001$ olarak alınmıştır. SF-İOBGS'leri temsil eden katsayı değerlerinin hesaplanmasının yanında bu süzgeçleri tanımlayan bantların (YKB, YSB, DKB ve DSB) sınırlarının belirlenmesi de bir o kadar önem arz etmektedir. Dolayısıyla bu çalışmada önerilen İGFAY, (3.1) ile tanımlanan analitik işaret gösterimi çerçevesinde gerçek değerli bir $\{x[n], n = 0, 1, \dots, L - 1\}$ zaman serisini M adet analitik FTBF'ye ayrıştırmak için gerekli olan SF-İOBGS'lerin karakteristiğini belirlemek için ayrıntıları aşağıdaki gibi açıklanan sistematik bir yol sunmaktadır.

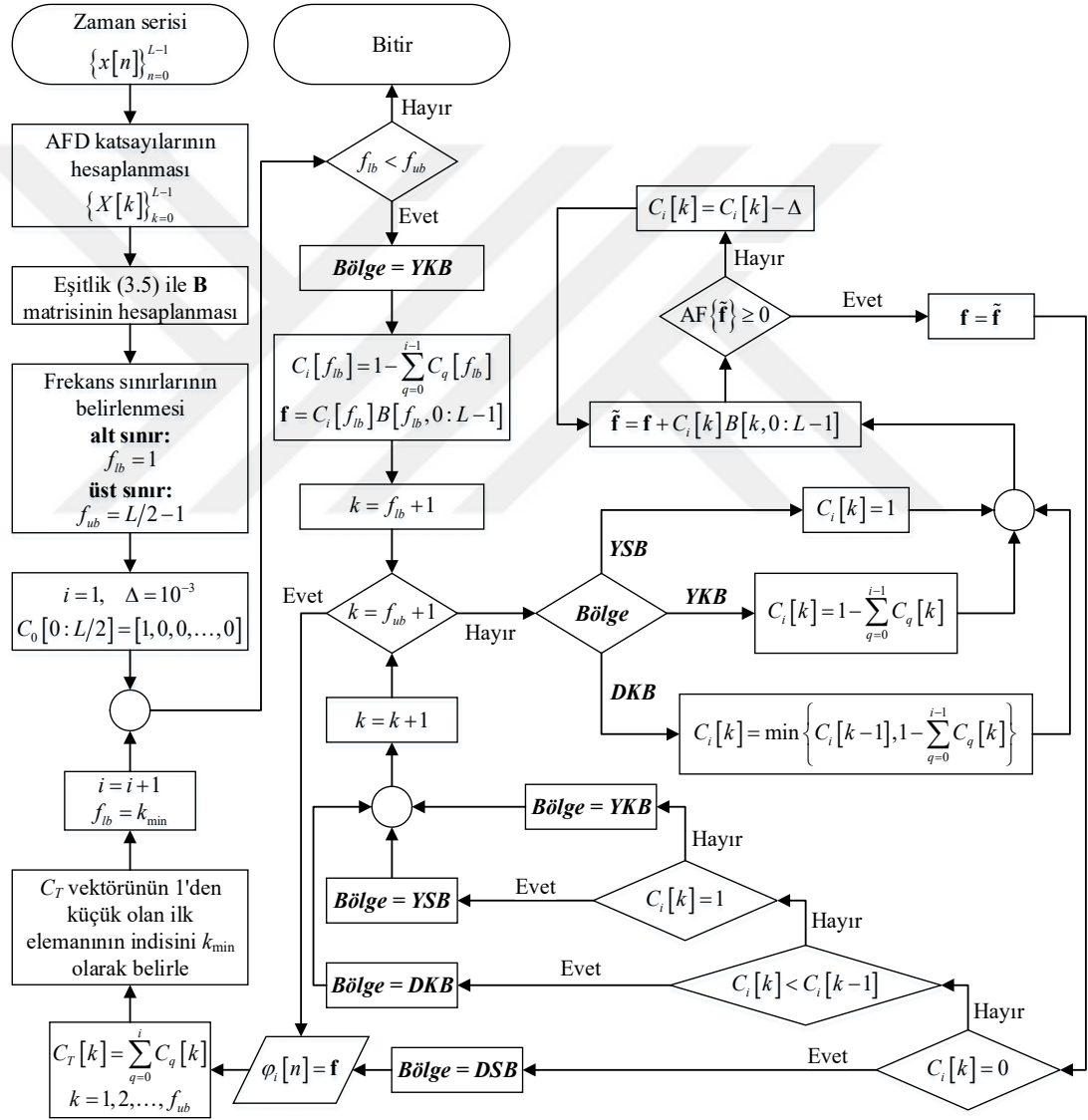
Şekil 3.2a'da gösterildiği gibi ilk analitik FTBF'yi tanımlayan SF-İOBGS'nin frekans cevabı YSB ile başlar. Dolayısıyla $i = 1$ ve $k = 1$ için $C_i[k] = 1$ 'dir. Bu durumda (3.1) eşitliği ile hesaplanacak olan analitik FTBF monoton artan bir anlık faza sahip olacağı için anlık frekans her noktada (2.9) ile tanımlanan pozitiflik şartını sağlayacaktır. Frekans indisi k nın ardışık olarak artırılması ile her adımda önceki frekans değerinin süzgeç katsayısı kullanılarak (3.1) eşitliği tekrar tekrar hesaplanır ve her hesaplama sonucunda anlık frekans değerlerinin herhangi bir noktada negatif olup olmadığını kontrol eden (2.9) eşitliğindeki koşul test edilir. Örneğin $i = 1$ ve $k = 2$ için $C_i[k] = C_i[k - 1] = 1$ olarak kabul edilerek (3.1) eşitliği hesaplanır, anlık frekans her noktada pozitiflik şartını sağlıyorsa $C_i[k] = 1$ olarak sabitlenerek frekans indeksi k birer arttırılır. Bu süreç, oluşturulan analitik FTBF'nin anlık frekansının pozitiflik şartını sağlayamadığı frekans indisine kadar devam ettirilir ve bu şartın sağlanmadığı k değerinde YSB bölgesinden DKB bölgesine geçiş yapılır. DKB bölgesinde mevcut frekans indeksindeki süzgeç katsayısını elde etmek için önceki frekans indeksindeki süzgeç katsayısının değeri, anlık frekansın pozitifliği karşılanana kadar Δ 'nın katları ile azaltılır. Örneğin, $i = 1$ ve $k = 3$ için $C_i[k] = C_i[k - 1] = 1$ alınarak (3.1) ile elde edilen analitik işaretin anlık frekansına bakılır. Anlık frekans (2.9)'daki pozitiflik şartını her noktada sağlamaz ise YSB bölgesinden DKB bölgesine geçiş yapılır ve mevcut indisteki ($k = 3$) süzgeç katsayısı $p = 1, 2, \dots$ olmak üzere her p değeri için $C_i[k] = C_i[k] - p\Delta$ ile güncellenerek tekrar (3.1) eşitliği hesaplanır

ve elde edilen analitik işaretin anlık frekansının her noktada pozitif olup olmadığı kontrol edilir. Burada p 'nin değeri, anlık frekansın pozitifliğini sağlayan pozitif tam sayıların en küçüğü olarak belirlenir. Ardışık olarak artan k değerleri için DKB bölgesindeki diğer süzgeç katsayıları, $k = 3$ için ifade edilen hesaplama biçiminin aynısı uygulanarak belirlenir. Bu süreç, dikkate alınan frekans indeksindeki süzgeç katsayısı 0'a eşit olana kadar devam eder. Frekans indisi k için elde edilen filtre katsayısı $C_i[k] = 0$ olduğunda SF-İOBGS'nin DKB bölgesinden DSB bölgesine geçilir. Daha önce de belirtildiği gibi, DSB bölgesinde yer alan tüm süzgeç katsayıları 0 olarak alınır. Böylece, katsayıları ve bant sınırları ile birlikte birinci SF-İOBGS'nin tanımlanması işlemi tamamlanmış olur. Devamında bu süzgeç katsayılarını (3.1)'de kullanarak, birinci analitik FTBF'ye ulaşılmış olur.

Şekil 3.2a'da da gösterildiği gibi $i > 1$ için tüm SF-İOBGS'lerin frekans cevabı YKB bölgesi ile başlar. Bunun için öncelikle $\sum_{q=1}^i C_q[k] < 1$ olan en düşük frekans indisinin belirlenmesi ve bu indise kadar olan süzgeç katsayıları DSB bölgesinde kalacağı için $C_i[k] = 0$ olarak alınması gerekir. Örneğin $i = 2$ için SF-İOBGS'nin YKB bölgesi başlangıcı, bir önceki SF-İOBGS'deki YSB bölgesinin bitiş noktası olarak kabul edilir. Yani ilk SF-İOBGS için YSB bölgesi K_1 frekans indisinde bitmişse, $i = 2$ için $\{C_i[k] = 0, k = 1, 2, \dots, K_1\}$ olacaktır ve $K_1 + 1$ frekans indisi YKB bölgesinin başlangıcı olacaktır. Bu durumda YKB bölgesinde $C_i[k] = 1 - \sum_{q=1}^{i-1} C_q[k]$ olarak belirlenir ve bu katsayıları (3.1)'de yerine koyarak hesaplanan analitik FTBF'nin anlık frekansının her noktada pozitiflik şartı test edilir. Bu şart karşılandığı sürece k frekans indisi ardışık olarak arttırılarak her bir k için $C_i[k] = 1 - \sum_{q=1}^{i-1} C_q[k]$ olarak belirlenir. Bu süreç, $C_i[k] = 1$ olana kadar devam eder ve bu durum gözlemlendiğinde SF-İOBGS'nin YKB bölgesinden YSB bölgesine geçiş yapılır. Bu bölgedeki süzgeç katsayıları, daha önce ilk SF-İOBGS'nin YSB bölgesindeki katsayıların hesabında izlenen yolun aynısını ardışık k değerleri için uygulayarak elde edilir. Her k değeri için (3.1) ile hesaplanan analitik FTBF'nin anlık frekansının her noktada pozitif olup olmadığı kontrol edilir. Pozitiflik şartının sağlanmadığı k frekans indisi tespit edildiğinde SF-İOBGS'nin YSB bölgesinden DKB bölgesine geçiş yapılır. Bu bölgedeki süzgeç katsayıları, daha önce ilk SF-İOBGS'nin DKB bölgesindeki katsayıların hesabında izlenen yolun aynısını ardışık k değerleri için uygulayarak elde edilir ve $C_i[k] = 0$ sonucunu üreten k frekans indisinde ilgili SF-

İOBGS'nin DSB bölgesine geçilir. Daha önce de ifade edildiği gibi DSB bölgesinde süzgeç katsayılarının tümü 0 olduğundan dolayı katsayıları ve bant sınırları ile birlikte i . SF-İOBGS'nin tanımlanması işlemi tamamlanmış olur. Devamında bu süzgeç katsayılarını (3.1)'de kullanarak, i . analitik FTBF elde edilmiş olur.

Analitik FTBF'lerin elde edilmesi için yukarıda anlatılan sistematik yol, önerilen İGFAY'ın AYFT yordamına karşı düşmektedir ve L 'nin çift değerleri için bu yordamın akış şeması Şekil 3.3'te verilmiştir.



Şekil 3.3: L örnekten oluşan $\{x[n], n = 0, 1, \dots, L-1\}$ zaman serisini analitik FTBF'lere ayırmak için önerilen İGFAY-AYFT yordamının akış şeması (algoritması).

Önerilen İGFAY-AYFT yordamı için oluşturulan Şekil 3.3'deki algorithmada B , k . satır ve n . sütunu

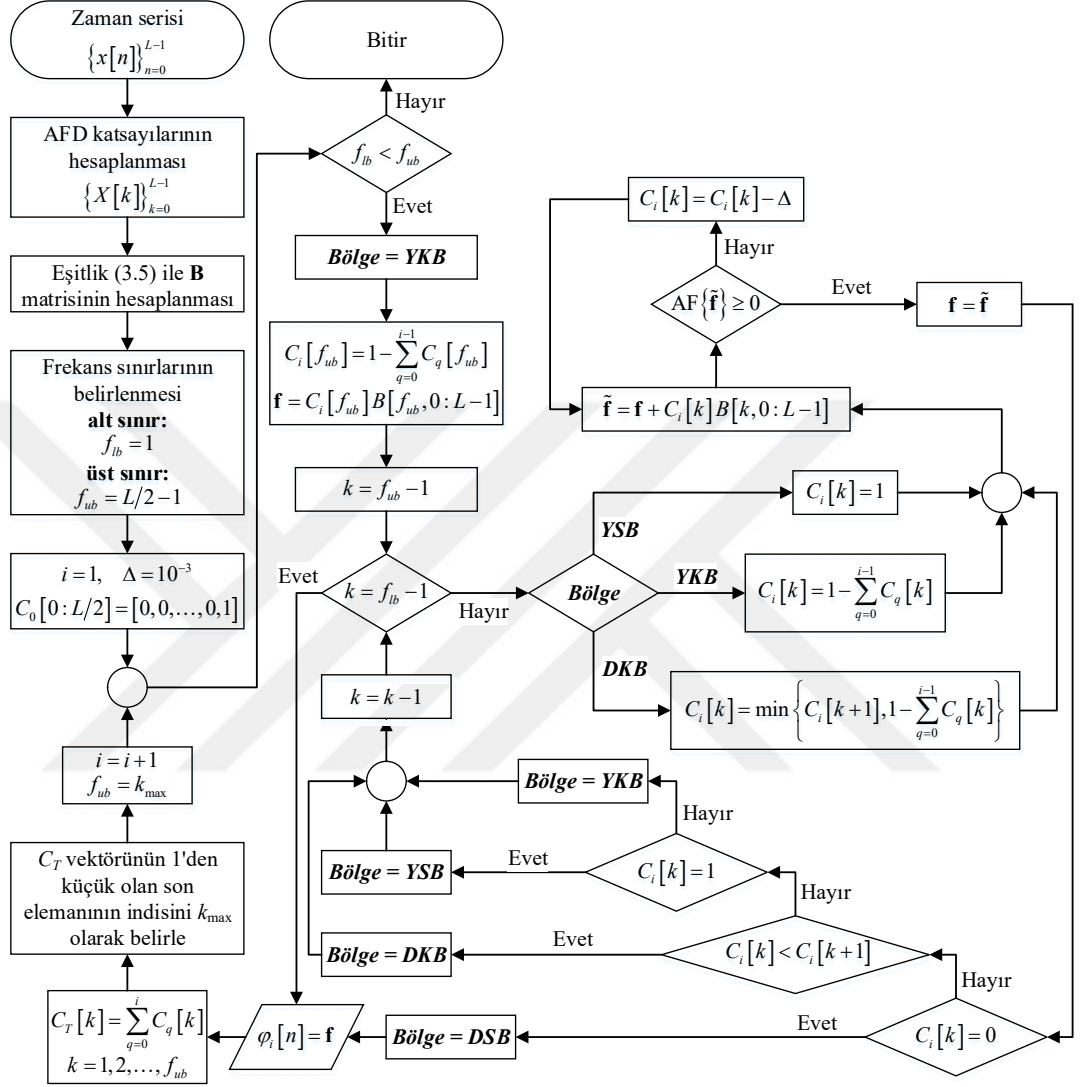
$$B[k, n] = 2X[k]W_L^{-kn} \quad (3.5)$$

şeklinde ağırlıklandırılmış Fourier baz vektörlerinden oluşan $(L/2 - 1) \times L$ büyüklüğüne sahip bir matris olup $k = 1, 2, \dots, L/2 - 1$ ve $n = 0, 1, \dots, L - 1$ ile oluşturulur.

Şekil 3.3 ile verilen akış şemasında **B** matrisini başlangıçta (3.5) eşitliği ile oluşturarak, algoritmanın her döngüsünde Fourier baz vektörlerinin üretilip AFD katsayıları ile ağırlıklandırma işleminin tekrarlanması engellenmektedir. Ayrıca İGFAY-AYFT yordamı sadece $i = 1$ 'de yani ilk analitik FTBF'yi tanımlayan SF-İOBGS'nin YSB bölgesinde başlamakta, diğer FTBF'leri tanımlayan SF-İOBGS'ler içinse başlangıç YKB bölgesinde olmaktadır. İlk analitik FTBF ayrıştırma sürecinin bu özel durumunu diğer analitik FTBF'lerin ayrıştırma süreçleriyle uyumlu hale getirmek amacıyla Şekil 3.3'deki akış şemasında $C_0[k]$ vektörü tanımlanmıştır. $C_0[k]$ vektörü, $k = 0$ için $C_0[k] = 1$ ve diğer tüm k frekans indisleri için $C_0[k] = 0$ olacak şekilde oluşturulmuştur. Bu uyumlaştırma işlemi çerçevesinde SF-İOBGS'lerin YKB bölgesindeki ilk katsayıyı üreten $C_i[k] = 1 - \sum_{q=1}^{i-1} C_q[k]$ eşitliği, $i = 1$ ve $k = 1$ olarak belirlenen ilk işlemin sonucunda $C_i[k] = 1$ değerinin sağlanması için $C_i[k] = 1 - \sum_{q=0}^{i-1} C_q[k]$ olacak şekilde genelleştirilmiştir.

FAY-YAFT yordamında olduğu gibi, önerilen İGFAY'da da analitik FTBF'ler, frekans bölgesinde sondan başa doğru ters yönde tarama yaparak belirlenen SF-İOBGS'lerle de elde edilebilir. Bu yolla analitik FTBF'lerin elde edilmesi süreci, İGFAY-YAFT yordamı olarak adlandırılır ve İGFAY-AYFT'den farklı olarak her bir analitik FTBF'yi elde etmek için önerilen (3.1) eşitliğindeki toplamın değerlendirilmesi, k frekans indeksinin $L/2 - 1$ 'den 1 'e doğru ardışık olarak azaltılmasıyla gerçekleştirilir. Bu bağlamda, İGFAY-AYFT yordamında SF-İOBGS'leri ve dolayısıyla analitik FTBF'leri bulmak amacıyla önerilen sistematik yol, İGFAY-YAFT yordamı için ters yönde uygulanır. L 'nin çift değerleri için İGFAY-AYFT yordamının ters yönde ilerletilmesiyle oluşturulan İGFAY-YAFT yordamının akış şeması Şekil 3.4'te verilmiştir. İGFAY-AYFT'de olduğu gibi, İGFAY-YAFT yordamı da sadece $i = 1$ 'de yani ilk analitik FTBF'yi tanımlayan SF-İOBGS'nin YSB bölgesinde başlamakta, devamındaki tüm bileşenler için başlangıç YKB bölgesinde olmaktadır. İlk analitik FTBF ayrıştırma sürecinin bu özel durumunu diğer analitik

FTBF'lerin ayrıştırma süreçleriyle uyumlu hale getirmek amacıyla Şekil 3.4'deki akış şemasında $C_0[k]$ vektörü tanımlanmıştır. $C_0[k]$ vektörü, $k = L/2$ için $C_0[k] = 1$ ve diğer tüm k frekans indisleri için $C_0[k] = 0$ olacak şekilde oluşturulmuştur.



Şekil 3.4: L örnekten oluşan $\{x[n], n = 0, 1, \dots, L-1\}$ zaman serisini analitik FTBF'lere ayrıştırmak için önerilen İGFAY-YAFT yordamının akış şeması (algoritması).

3.3 SF-İOBGS'lerin ve Analitik FTBF'lerin Elde Edilme Sürecine İlişkin Değerlendirmeler

L örnekten oluşan $\{x[n], n = 0, 1, \dots, L-1\}$ zaman serisinin İGFAY-YAFT ve İGFAY-YAFT yordamlarına dayalı olarak analitik FTBF'lerine ayrıştırılması ile ilintili bazı değerlendirmeler aşağıdaki gibi verilmiştir:

1. İGFAY-AYFT veya İGFAY-YAFT yordamlarından herhangi biriyle (3.1) eşitliğini esas alarak analitik FTBF'lerin belirlenmesi için gerekli olan koşul (3.4) eşitliğinin sağlanmasıdır. Bu koşula göre belirlenen analitik FTBF'lerin (2.13)'de yerine konmasıyla üretilen $z[n]$ analitik işareti üzerinden (2.6) eşitliği ile $\{x[n], n = 0, 1, \dots, L - 1\}$ zaman serisinin birebir geri çatımı garanti altına alınmıştır.
2. İncelenen zaman serisinin örnek sayısı L 'nin tek sayı olması durumunda (3.1) eşitliğindeki toplamın üst sınırı $(L - 1)/2$ olarak değiştirilir. Böyle bir güncellenmenin bir sonucu olarak (3.4) ile tanımlanan koşul $k = 1, 2, \dots, (L - 1)/2$ için değerlendirilir. Devamında akış şemaları Şekil 3.3 ve Şekil 3.4'te verilen İGFAY algoritmalarındaki frekans üst sınırı $f_{ub} = (L - 1)/2$ olarak güncellenir. Bu akış şemalarındaki \mathbf{B} matrisinin içeriğini oluşturan (3.5) eşitliği $k = 1, 2, \dots, (L - 1)/2$ için oluşturulur ve bu durumda \mathbf{B} , içeriği ile birlikte $(L - 1)/2 \times L$ büyüklüğüne sahip bir matris olarak güncellenir.
3. FAY'da olduğu gibi, İGFAY'da da AYFT ve YAFT yordamları ile zaman serisi farklı sayıda analitik FTBF'lere ayrıştırılabilir.
4. SF-İOBGS katsayılarının belirlenmesinde kullanılan Δ sabiti 0.001 olarak seçilmiştir. Gerçekleştirilen birçok başarımlı analizinde Δ sabitinin 0.01'den daha küçük seçilmesinin sonuçlarda önemli değişikliklere neden olmadığı fakat hesaplama yükünü ve analitik FTBF sayısını artırdığı gözlemlenmiştir.
5. İGFAY-AYFT ve İGFAY-YAFT yordamları ile analitik FTBF'leri elde etmek için tanımlanan SF-İOBGS'lerin belirlenmesi aşamasında üç özel durumla karşılaşılabilir.

Durum 1. SF-İOBGS'lerde YSB bölgesinden DSB bölgesine doğrudan geçiş

Herhangi bir analitik FTBF için bir SF-İOBGS'nin katsayılarının belirlenmesinde, YSB bölgesindeki frekans taraması anlık frekansın pozitif olmadığı ilk frekans indeksine kadar devam eder. Daha sonra DKB bölgesine geçilir. Burada mevcut bir frekans indeksindeki süzgeç katsayısını belirlemek için, önceki frekans indeksindeki süzgeç katsayısının değeri, anlık frekansın pozitifliği karşılanana kadar Δ 'nın tamsayı katları ile azaltılır. Bu azaltma süreci, ilgili frekans indeksindeki süzgeç

katsayısı sıfır olana dek devam ettirilirse DKB bölgesi atlanarak doğrudan DSB bölgesine geçiş yapılır. Böylelikle analitik FTBF belirleme süreci tamamlanır.

Durum 2. SF-İOBGS'lerde YKB bölgesinden DSB bölgesine doğrudan geçiş

Bu özel durum, SF-İOBGS'nin YKB bölgesinde arama yapılırken süzgeç katsayısının sıfır olarak belirlenmesinde ortaya çıkar. Böyle bir durumda YKB bölgesinden YSB bölgesine ulaşamayan arama, doğrudan DSB bölgesinde sonlandırılır ve analitik FTBF belirleme süreci tamamlanır.

Durum 3. SF-İOBGS'lerde YKB bölgesinden DKB bölgesine doğrudan geçiş

YKB bölgesinde herhangi bir analitik FTBF araması başladığında, her frekans indeksindeki süzgeç katsayısı, ilgili frekans indeksinde önceki analitik FTBF'ler için belirlenen süzgeç katsayılarının toplamını 1'den çıkararak bulunur. Elde edilen her bir süzgeç katsayısını (3.1)'de yerine koyarak belirlenen analitik FTBF'nin her noktadaki anlık frekansın pozitifliği kontrol edilir. Eğer YSB bölgesine ulaşmadan anlık frekansın pozitiflik koşulunun sağlanamadığı bir katsayıya ulaşırsa, doğrudan DKB bölgesine geçiş yapılır ve önceki frekans indeksindeki süzgeç katsayısı anlık frekansın pozitifliği karşılanana kadar Δ 'nın tamsayı katları ile azaltılır.

Şekil 3.3 ve 3.4'te verilen akış şemaları, yukarıda bahsedilen üç özel durumu da başarıyla atlatacak şekilde tasarlanmıştır.

3.4 Önerilen İGFAY Yordamlarının Başarım Analizi

Bu çalışmada önerilen İGFAY yordamları, literatürdeki FAY yordamlarının frekansları kesişen bileşenlere sahip işaretlerin analizindeki başarısızlığını gidermek için tasarlanmıştır. Bu bölümde, İGFAY'ın başarısını değerlendirmek için gerçek ve yapay işaretler üzerinden çeşitli bilgisayar benzetimleri gerçekleştirilmiştir. Ayrıca yöntemin üretmiş olduğu sonuçları tarafsız bir bakış açısıyla karşılaştırmak amacıyla Hilbert tabanlı yöntemler olan GKA (Huang ve diğ. 1998), DKA (Dragomiretskiy ve Zosso 2013) ve FAY (Singh ve diğ. 2017) ile ulaşılan sonuçlara da yer verilmiştir. Yöntemlerin karşılaştırılması nitel ve nicel olarak çeşitli başarım ölçütleri üzerinden yapılmıştır.

3.4.1 ZFA'da Kullanılabilir Başarım Ölçütleri

Yöntemlerin başarımlarını nitel olarak değerlendirmek için incelenen işaretlerin ani frekans ve ani genliklerinden elde edilen zaman-frekans-enerji dağılımlarını temsil eden ZFG sonuçları verilmiştir. Diğer bir nitel değerlendirme aracı olarak her bir yöntemin ürettiği ZFG'lerden marjinal tayf (MT) ve anlık enerji yoğunluğu (AEY) (Huang ve diğ. 1998) elde edilerek çizdirilmiştir. MT, her frekanstaki toplam genlik veya enerjinin dağılımını gösterirken; AEY, enerji dalgalanmalarının zamandaki dağılımını temsil eder. Dolayısıyla MT, herhangi bir ZFA aracının frekans çözünürlüğü ile ilgili bir değerlendirme imkânı sunarken AEY ise zaman çözünürlüğü başarısını açıklar. MT ve AEY gösterimleri sayesinde enerji dağılımlarının frekans ve zaman bölgesinde yerel olarak haritalanması mümkün olmaktadır.

ZFG'ler üzerinden yapılacak nitel değerlendirmeler; tepe işaret – gürültü oranı (PSNR), Pearson ilişkisi (PC), yapısal benzerlik (SSIM) indeksi ve yoğunluk ölçümü (CM) gibi nicel başarımlar ölçütleri ile desteklenmektedir.

Boyutları $N_1 \times N_2$ olan \mathbf{Y} ve \mathbf{Z} matrisleri sırasıyla incelenen zaman serisinin asıl ve kestirilen ZFG'lerini temsil etmek üzere; her bir yöntem tarafından kestirilen ZFG'lerin asıl ZFG ile karşılaştırması PSNR'nin

$$PSNR(\mathbf{Y}, \mathbf{Z}) = 10 \log_{10} \left(\frac{(\max(\mathbf{Y}))^2}{MSE} \right) \quad (3.6)$$

ile hesaplanan değeri üzerinden gerçekleştirilir (Du ve diğ. 2018). Burada

$$MSE = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{p=1}^{N_1} \sum_{q=1}^{N_2} (Y[p, q] - Z[p, q])^2 \quad (3.7)$$

ile tanımlanan ortalama kare hatası, piksel bazında asıl ve kestirilen ZFG'ler arasındaki farkın karelerinin ortalamasına ve $\max(\mathbf{Y})$ ise asıl ZFG'deki en yüksek genlik değerine karşı düşmektedir. Eşitlik (3.6) ve (3.7)'den görüldüğü üzere kestirilen ZFG'ler asıl ZFG'ye ne kadar benzer olursa PSNR değeri de o kadar yüksek olacaktır.

Kestirilen ZFG'leri aslı ile karşılaştırmak için kullanılacak diğer bir nicel ölçüt PC'dir (Deprem ve Çetin 2015). \mathbf{Y} ve \mathbf{Z} matrisleri arasındaki benzerlik derecesini belirlemek için bu matrislerin vektöre dönüştürülmüş halleri olan \mathbf{y} ve \mathbf{z} kullanılarak kestirilen ve asıl ZFG'ler arasındaki ilişki,

$$PC = \frac{1}{N_1 N_2 - 1} \sum_{p=1}^{N_1 N_2} \left(\frac{y[p] - \mu_y}{\sigma_y} \right) \left(\frac{z[p] - \mu_z}{\sigma_z} \right) \quad (3.8)$$

ile hesaplanır. Burada $y[p]$ ve $z[p]$, sırasıyla \mathbf{y} ve \mathbf{z} vektörlerinin p . bileşeni olup μ ve σ ise sırasıyla ilgili vektörlerin ortalamasına ve standart sapmasına karşı düşmektedir. Genel olarak PC şekil bakımından iki vektörün benzerliğini belirlemek için kullanılan bir yöntemdir ve incelenen iki vektörün temsil ettiği değişimin tam olarak eşleşmesi durumunda $PC = 1$ olacaktır (Deprem ve Çetin 2015).

İki ZFG arasındaki yapısal benzerlik derecesini belirlemek için kullanılan bir diğer nicel ölçüt, SSIM indeksidir (Wang ve diğ. 2004). \mathbf{Y} ve \mathbf{Z} matrisleri arasındaki yapısal benzerlik derecesini belirlemek için bu matrislerin vektör karşılığı olan \mathbf{y} ve \mathbf{z} kullanılarak kestirilen ve asıl ZFG'ler arasındaki SSIM indeksi,

$$SSIM = \frac{(2\mu_y \mu_z + C_1)(2\sigma_{yz} + C_2)}{(\mu_y^2 + \mu_z^2 + C_1)(\sigma_y^2 + \sigma_z^2 + C_2)} \quad (3.9)$$

ile hesaplanır. Burada

$$\sigma_{yz} = \frac{1}{N_1 N_2 - 1} \sum_{p=1}^{N_1 N_2} (y[p] - \mu_y)(z[p] - \mu_z) \quad (3.10)$$

olup \mathbf{y} ve \mathbf{z} vektörleri arasındaki kovaryansı, μ ve σ^2 sırasıyla ilgili vektörlerin ortalamasını ve varyansını, C_1 ve C_2 sabitleri ise (3.9) eşitliğinde paydadaki terimlerin sifıra çok yakın çıkması durumunda işlemin tanımsız olma ihtimalini ortadan kaldırmak için eklenmiş terimleri ifade ederler. C_1 ve C_2 sabitleri, $K_1 \ll 1$ ve $K_2 \ll 1$ olmak üzere $K_1 = 0.01$ ve $K_2 = 0.03$ varsayılan değerleri üzerinden $C_1 = (K_1 R)^2$ ve $C_2 = (K_2 R)^2$ eşitlikleri ile hesaplanırlar. Burada R , dinamik kontrast genişliği olup ZFG'lerdeki en yüksek enerji veya genliğe karşı düşen değerdir. Eğer kıyaslanan iki ZFG birbirinin aynı ise kusursuz bir yapısal benzerlik vardır ve bu durumda $SSIM =$

1 olacaktır. Başka bir ifadeyle, SSIM indeksi 1'e kadar ne kadar yakınsa karşılaştırılan ZFG'ler birbirine o kadar benzer olacaktır.

(3.6)-(3.10) eşitliklerinden görüldüğü üzere PSNR, PC ve SSIM ölçütlerine dayalı olarak nicel bir değerlendirme yapabilmek için işaretin aslına ilişkin ZFG'nin bilinmesine ihtiyaç vardır. Bu üç nicel ölçütün aksine CM, asıl ZFG'ye ihtiyaç duymadan, kestirilen ZFG'nin başarısını ölçmek için kullanılır (Sejdić ve diğ. 2009). Bu ölçüt, ZFG'deki enerji yoğunlaşmasını ölçmek için kullanılır ve

$$CM = \frac{1}{\sum_{p=1}^{N_1 N_2} \bar{z}[p]} \quad (3.11)$$

eşitliği ile hesaplanır. Burada $\bar{z}[p]$, kestirilen ZFG'yi temsil eden \mathbf{Z} matrisin vektör formunun normalize edilmiş halinin p . bileşeni olup aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\bar{z}[p] = \frac{z[p]}{\sum_{q=1}^{N_1 N_2} z^2[q]} \quad (3.12)$$

CM değeri ne kadar yüksek olursa ZFG'deki enerji yoğunlaşması o kadar iyi demektir.

3.4.2 Yapay ve Gerçek İşaretlerle Elde Edilen ZFA Sonuçları

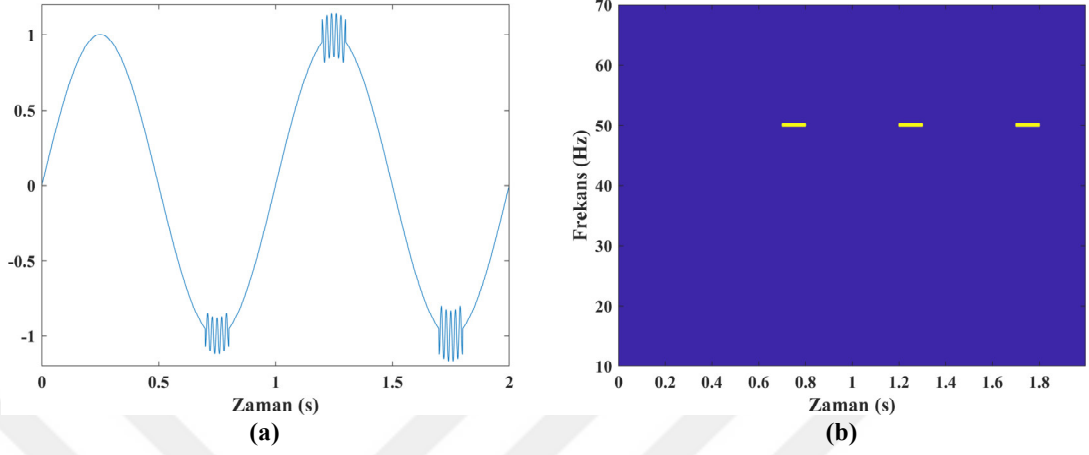
Önerilen İGFAY yordamlarının başarımlarını değerlendirmek ve elde edilen sonuçları mevcut yöntemlerin (GKA, DKA ve FAY) ürettikleriyle başarımlarını ölçütleri üzerinden karşılaştırmak için çeşitli işaretlerle bilgisayar benzetimleri yapılmıştır. Bu amaçla incelenen işaretlerden ilki; 2 s süreli, sabit 1 Hz frekanslı $s_1(t)$ işareti ile kısa süreli ortaya çıkan 50 Hz frekanslı girişim işareti $s_2(t)$ 'den oluşan

$$x_4(t) = s_1(t) + s_2(t)$$

$$s_1(t) = \sin(2\pi t)$$

$$s_2(t) = \begin{cases} -0.12 \cos(100\pi t) & 0.7s \leq t \leq 0.8s \\ 0.15 \cos(100\pi t) & 1.2s \leq t \leq 1.3s \\ -0.17 \cos(100\pi t) & 1.7s \leq t \leq 1.8s \\ 0 & \text{diğer} \end{cases} \quad (3.13)$$

ile tanımlanan yapay işarettir. Bu işaretin $f_s = 1000$ Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $L = 2000$ örnekten oluşan $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, L - 1\}$ zaman serisinin değişimi Şekil 3.5a'da ve ZFG'si ise Şekil 3.5b'de gösterilmiştir.

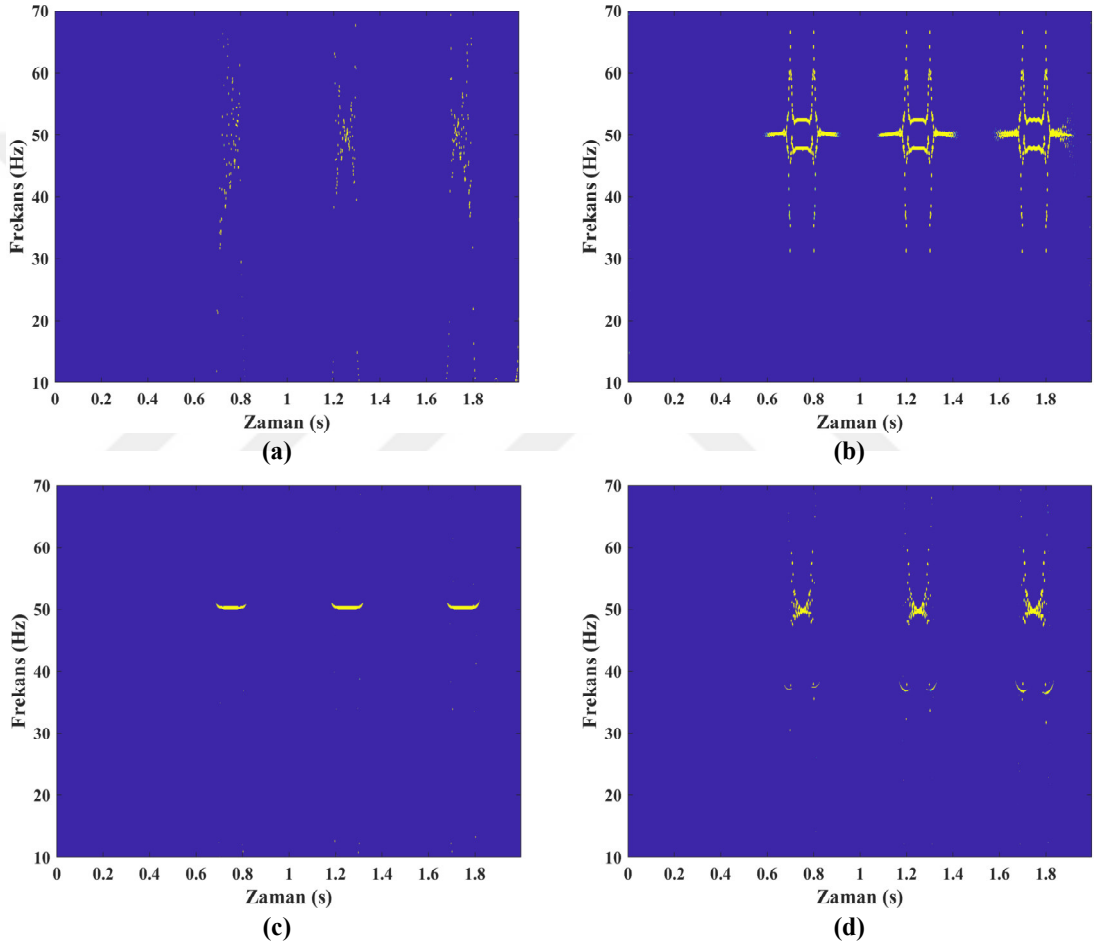


Şekil 3.5: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örnekleme sonucu elde edilen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisi: a) Zaman bölgesi gösterimi, b) ZFG.

Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretiyle ilgili olarak incelenmek istenen özellik, $x_4(t)$ işaretinin ana bileşeni olan $s_1(t)$ 'den çok daha zayıf enerjiye sahip olan $s_2(t)$ bileşenlerinin tam olarak frekansları, enerjileri ve oluşup kaybolma süreleri ile düzgün bir biçimde haritalandırılmasıdır. Dolayısıyla, işaretin asıl ZFG'si ve karşılaştırılan yöntemlerle ulaşılan ZFG sonuçları 10 Hz ile 70 Hz aralığında çizdirilmiştir. Böylelikle çok yüksek enerjiye sahip ana bileşen ZFG renk aralığında görünmeyecek ve sadece $s_2(t)$ 'yi temsil eden düşük enerjili girişimler görünür hale gelecektir. Ayrıca tüm ZFG'lerde her bir piksel, 1 Hz'lik frekans çözünürlüğüne sahip olacak şekilde yerleştirilmiştir.

$x_4(t)$ işaretinin örnekleri üzerine GKA, DKA ve FAY uygulanması neticesinde elde edilen ZFG kestirimleri Şekil 3.6'da ve önerilen İGFAY'ın ürettiği ZFG'ler ise Şekil 3.7'de resmedilmiştir. Şekil 3.6a'da görüldüğü üzere GKA oldukça dağınık ve girişlerin frekans değerinin okunamadığı bir ZFG üretmektedir. Şekil 3.6b'de ise DKA'nın GKA'ya göre girişimleri, oldukça düzgün bir biçimde haritalandırmayı başarmasına rağmen 45 Hz – 55 Hz frekans aralığında dağılmış bir biçimde yaklaşık 0.3 s sürelerle belirlediği görülmektedir. Gerçekte ise girişimler 0.1 s'lik süreler içerisinde oluşup devamında kaybolmaktadır. Yani DKA, GKA'ya nazaran başarılı bir ZFG üretmesine rağmen oluşan zaman ve frekans çözünürlüğü

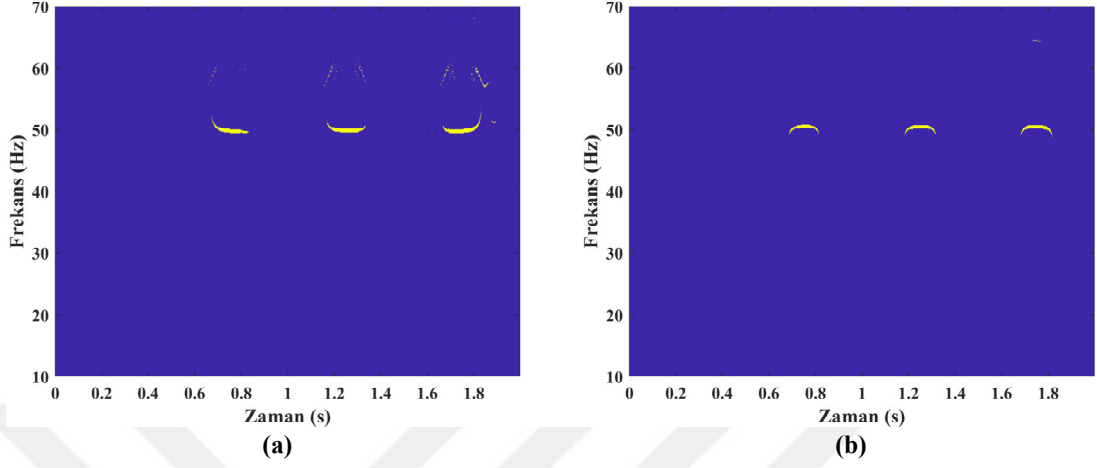
açısından yetersiz olduğu Şekil 3.6b'deki ZFG sonucundan açıkça görülmektedir. FAY ile elde edilen ZFG sonuçları, AYFT ve YAFT yordamları için sırasıyla Şekil 3.6c ve d'de gösterilmiştir. Şekil 3.6c'deki sonuçtan görüldüğü üzere hem frekans hem de zaman sınırlarının belirlenmesi konusunda açık ara farkla en iyi ZFG, FAY'ın AYFT yordamıyla elde edilmiştir. Sonuç neredeyse asıl ZFG ile aynıdır. Diğer taraftan, Şekil 3.6d'deki YAFT yordamının ürettiği ZFG'de ise zaman sınırları oldukça iyi belirlenmesine rağmen frekans sınırları 47 Hz-52 Hz aralığındaki bir bölgede dağınık bir davranış sergilemiştir.



Şekil 3.6: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin dört farklı ZFA yöntemiyle elde edilen ZFG sonuçları: a) GKA, b) DKA, c) FAY-AYFT, d) FAY-YAFT.

Önerilen yöntemin Şekil 3.7a'da AYFT yordamı ve Şekil 3.7b'de ise YAFT yordamı ile elde edilen ZFG sonuçlarına bakıldığında, YAFT yordamının hem frekans hem de zaman çözünürlüğü açısından Şekil 3.5b'deki asıl ZFG ile neredeyse aynı olan bir sonuç ürettiği görülmektedir. Diğer taraftan, AYFT yordamının $s_2(t)$ 'yi oluşturan bileşenleri oldukça iyi frekans çözünürlükleri ile elde etmesine rağmen zaman

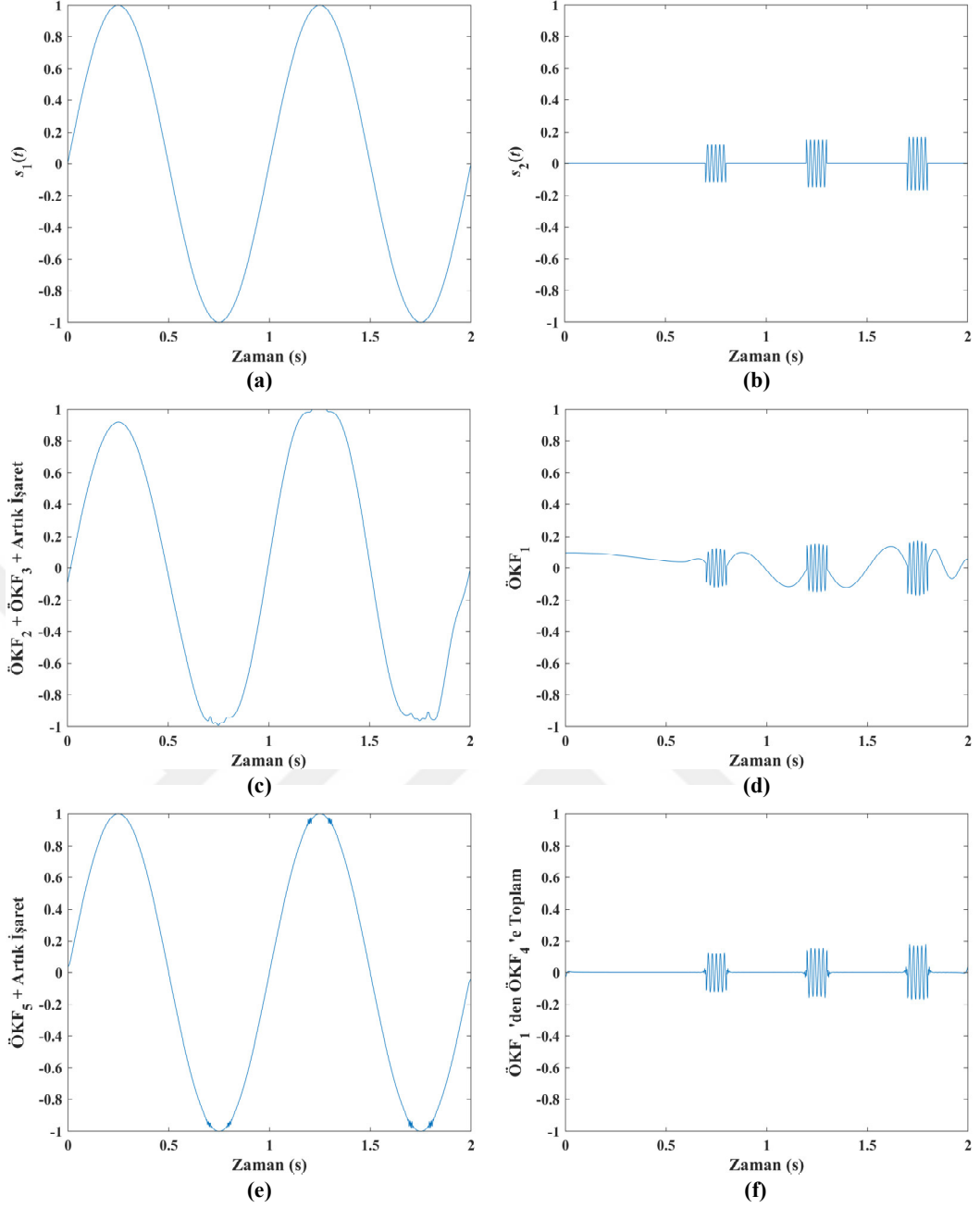
çözünürlüğü açısından $s_2(t)$ bileşenlerini ZFG’de tam olarak temsil edilemediği görülmektedir. $s_2(t)$ ’yi tanımlayan 0.1 s süreli sinüzoidal bileşenlerin ani frekansı 0.15 s süreli bileşenler biçiminde ZFG’de elde edilmiştir.



Şekil 3.7: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin İGFAY ile analizi neticesindeki ZFG sonuçları: a) AYFT, b) YAFT.

GKA, DKA, FAY ve önerilen İGFAY, HD tabanlı ayrıştırma yöntemleridir. Bu sebeple bu yöntemlerin ayrıştırma performansları da karşılaştırılacaktır.

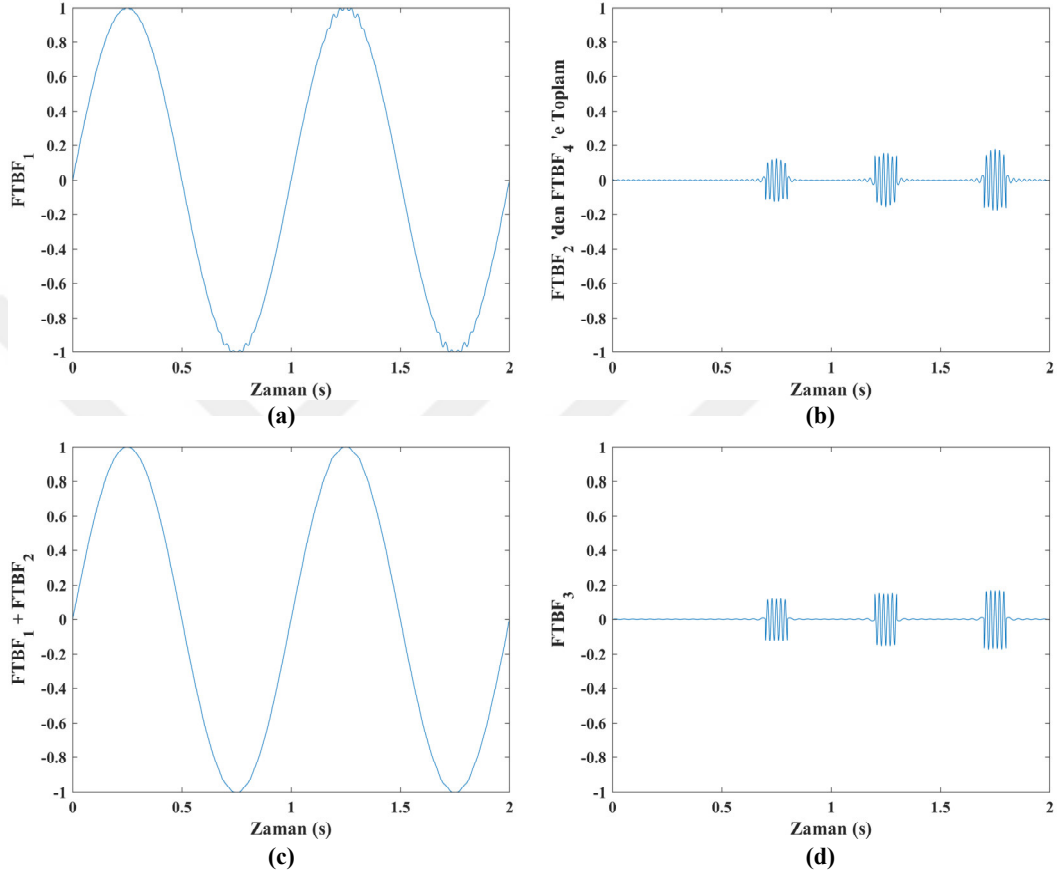
GKA yöntemi incelenen zaman serisini 3 adet ÖKF ve 1 adet artık işaret olmak üzere toplamda 4 bileşene ayrıştırmaktadır. DKA ise başlangıçta ayrıştırılacak ÖKF sayısının verilmesiyle başlayan bir algoritmadır ve bu işaret için ÖKF sayısı 5 olarak belirlenmiştir. Beraberinde 1 artık işaretle birlikte DKA, işareti 6 bileşen ile temsil etmektedir. FAY-AYFT yordamı, işaretin analizinden 4 FTBF; FAY-YAFT yordamı ise 3 FTBF bileşeni ortaya çıkarmıştır. Bu çalışmada önerilen İGFAY, SF-IOBGS’lerin yapısı gereği incelenen işareti FAY’dan çok daha fazla FTBF bileşenine ayrıştırmıştır. İGFAY-AYFT ve İGFAY-YAFT yordamlarının zaman serisine uygulanması neticesinde sırasıyla 53 ve 63 FTBF bileşeni elde edilmiştir. Yöntemlerin ürettiği bu bileşenlerle $x_4(t)$ işaretinin temel bileşeni olan $s_1(t)$ ’nin ve girişime karşı düşen $s_2(t)$ ’nin ne kadar iyi temsil edilebildiği Şekil 3.8-3.10’daki sentezleme sonuçlarıyla gösterilmiştir. Tarafsız bir bakış açısıyla yöntemlerin işaret sentezleme başarımlarını asıllarıyla karşılaştırmak amacıyla $x_4(t)$ işaretini oluşturan $s_1(t)$ ve $s_2(t)$ bileşenlerinin aslına karşı düşen değişimler sırasıyla Şekil 3.8a ve b’de verilmiştir.



Şekil 3.8: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin GKA ve DKA ile sentezlenen bileşenleri: a) ana bileşen (GKA), b) girişim (GKA), c) ana bileşen (DKA), d) girişim (DKA).

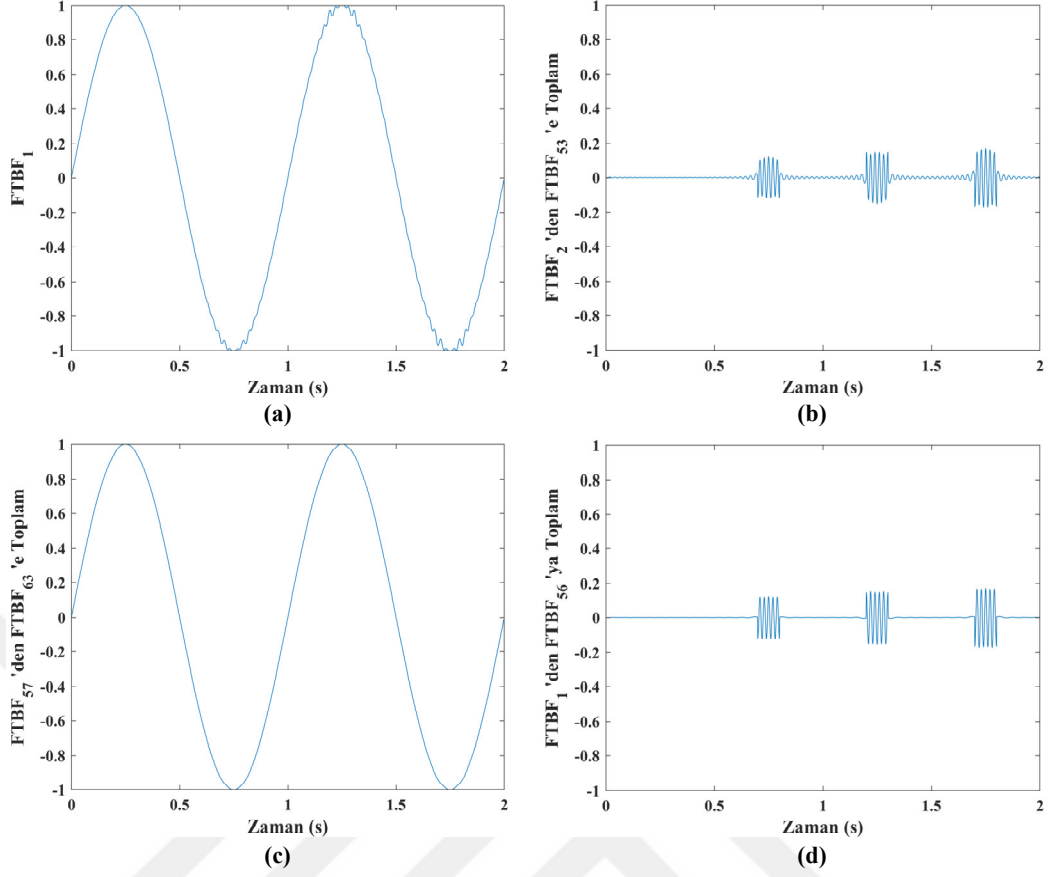
GKA, analiz ettiği işareti yüksekte düşük frekansa doğru bileşenlere ayrıştırarak, sonda kalan monoton işareti artık işaret olarak ortaya çıkaran bir ayrıştırma yöntemidir. Şekil 3.8c'den, $x_4(t)$ işaretinin GKA neticesinde ortaya çıkan 2. ve 3. ÖKF'lerin artık işaretle toplanması ile $s_1(t)$ bileşenine en yakın sonucun elde edildiği görülmektedir. GKA sonucu elde edilen en yüksek frekanslı 1. ÖKF ise $s_2(t)$ 'ye en yakın bileşendir (Şekil 3.8d). Buradan GKA'nın kip karıştırma sorunu rahatlıkla gözlenebilmektedir. Bu problemin çözümünde oldukça etkili olan DKA

sonucunda elde edilen son bileşen olan 5. ÖKF ile artık işaretin toplamı neticesinde $s_1(t)$ bileşenin GKA'ya göre çok daha iyi bir biçimde geri çatılabildiği Şekil 3.8e'den görülmektedir. Tabi ki bu durumda DKA'nın elde ettiği ilk 4 ÖKF'nin toplamı da $s_2(t)$ girişimine oldukça benzer olacaktır (Şekil 3.8f). Çünkü bu ayrıştırma yöntemlerinin tamamı, eksiksiz geri çatım yeteneğine sahiptir.



Şekil 3.9: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin FAY ile sentezlenen bileşenleri: a) ana bileşen (FAY-AYFT), b) girişim (FAY-AYFT), c) ana bileşen (FAY-YAFT), d) girişim (FAY-YAFT).

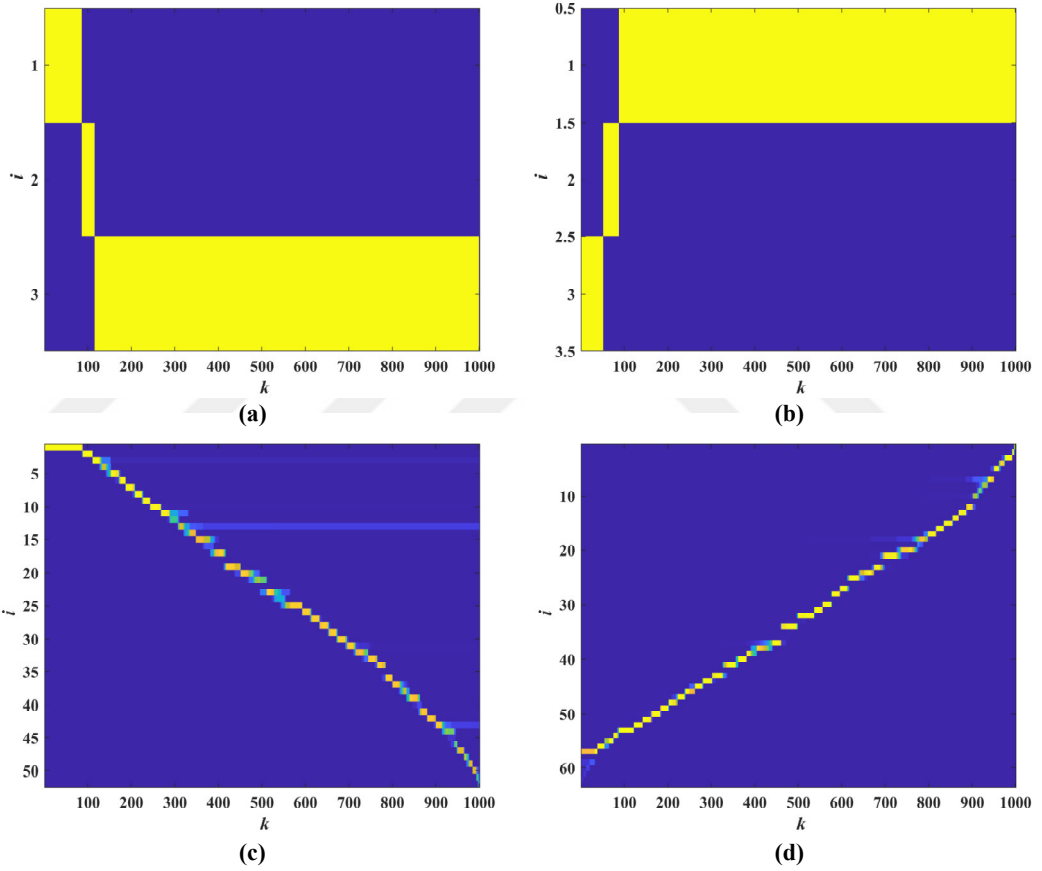
Şekil 3.9a ve b incelendiğinde FAY-AYFT yordamı sonuçlarında ilk FTBF'nin $s_1(t)$ ana bileşenini neredeyse tamamen ayrıştırmayı başardığı gözlenmektedir. Girişimlerin ortaya çıktığı sürelerde bir miktar bozulma olmasına karşın FAY-AYFT'nin kip karıştırma problemine karşı oldukça etkili sonuçlar aldığı söylenebilir. Bu durum Şekil 3.9c ve d'deki FAY-YAFT yordamı sonuçlarında da açıkça görülmektedir. Hatta FAY-YAFT yordamıyla, $x_4(t)$ işaretini oluşturan $s_1(t)$ ve $s_2(t)$ bileşenlerinin tamamen ayrıştırılabildiği söylenebilir. Bu ayrıştırma, $s_1(t)$ için FAY-YAFT yordamı ile elde edilen ilk 2 FTBF'nin toplanması ile gerçekleşmiştir ve 3. FTBF tek başına $s_2(t)$ girişimini temsil etmektedir.



Şekil 3.10: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin İGFAY ile sentezlenen bileşenleri: a) ana bileşen (İGFAY-AYFT), b) girişim (İGFAY-AYFT), c) ana bileşen (İGFAY-YAFT), d) girişim (İGFAY-YAFT).

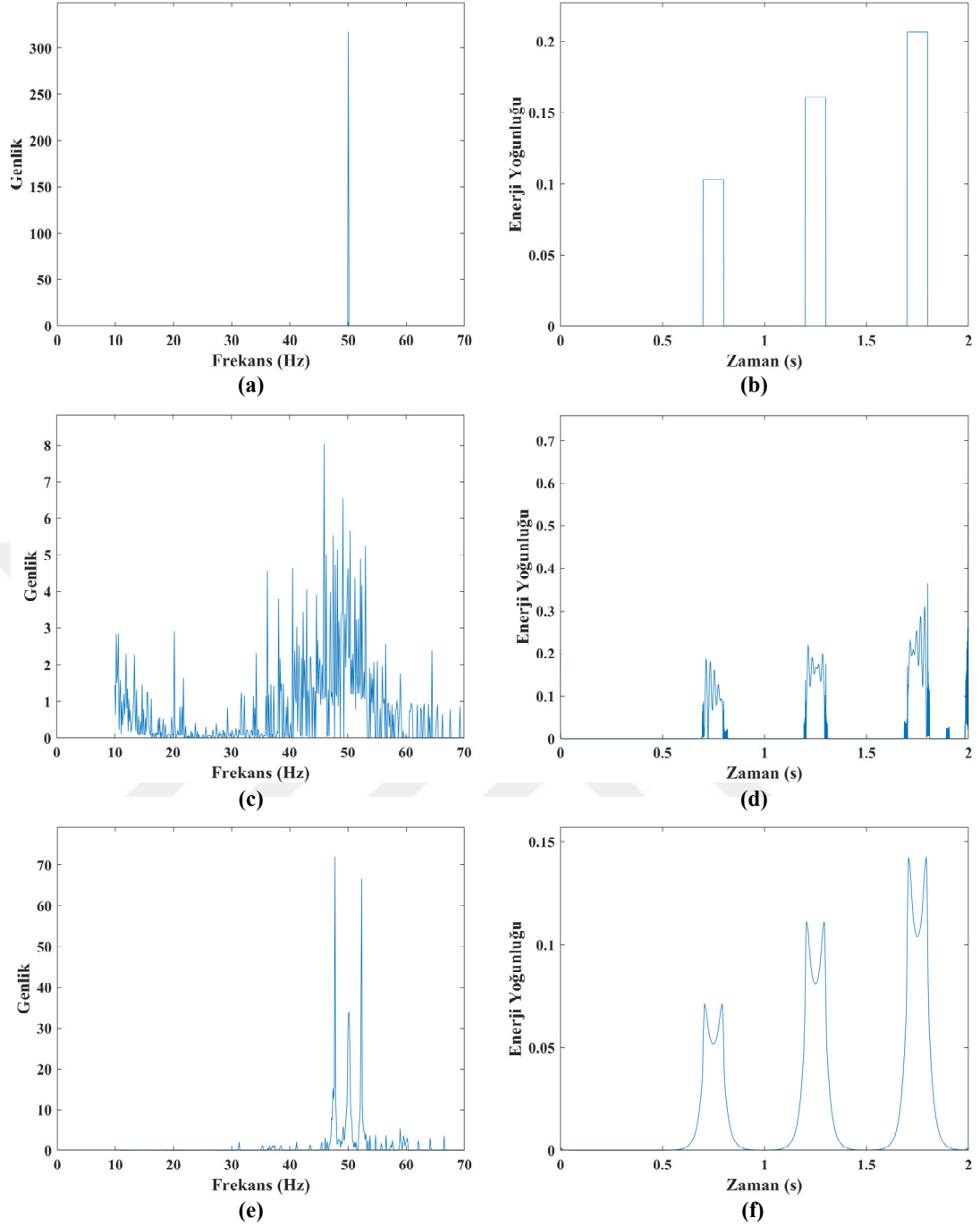
Şekil 3.10a ve b ile Şekil 3.8a ve b karşılaştırıldığında, İGFAY-AYFT yordamı sonucunda elde edilen ilk FTBF ile $s_1(t)$ ve $s_2(t)$ bileşenlerine oldukça yaklaşıldığı görülmektedir. İGFAY-AYFT yordamının uygulanması neticesinde elde edilen FTBF'lerden $s_2(t)$ bileşeninin geri çatılabilmesi için 2. FTBF'den 53. FTBF'ye tüm bileşenlerin toplanması gerekmektedir. Bu bileşenlerin çoğu enerjisi sıfıra yakın bileşenlerdir fakat geri çatımın hatasız olabilmesi için hiçbir bileşen atılmamaktadır. Benzer biçimde Şekil 3.10c ve d'de İGFAY-YAFT yordamı ile elde edilen $s_1(t)$ ve $s_2(t)$ bileşenlerinin sentez sonuçları verilmektedir. Şekil 3.8-3.10'daki sonuçlara göre, karşılaştırılan yöntemler arasında asıl $s_1(t)$ ve $s_2(t)$ 'ye en yakın sonucu üreten FTBF'lerin İGFAY-YAFT yordamı ile ulaşıldığı görülmektedir. İGFAY-YAFT yordamının uygulanması neticesinde elde edilen FTBF'lerden ilk 56'sının toplamı ile $s_1(t)$ işaret neredeyse birebir geri çatılabilmektedir. Geri kalan FTBF'lerin toplamı ile de Şekil 3.8b'deki $s_2(t)$ işaretinin değişimine olabildiğince yakın bir sonuç elde edilmektedir.

FAY ve İGFAY arasındaki temel fark, analitik FTBF'lerin elde edilmesi aşamasında ortaya çıkan sıfır-fazlı bant geçiren süzgeç yapılarıdır. Bu çalışmada, analitik FTBF'lerin elde edilmesi için önerilen genel ifadeye karşı düşen (3.1) eşitliğindeki $C_i[k]$ katsayılarının tanımladığı bu süzgeçler FAY'da SF-İBGS, İGFAY'da ise SF-İOBGS özelliğine sahiptir. Bu temel farklılığı göstermek amacıyla incelenen işaret için; FAY ve İGFAY'ın her iki yordamlarıyla ortaya çıkan SF-İBGS'ler ve SF-İOBGS'lerin katsayıları Şekil 3.11'de resmedilmiştir. FAY'dan farklı olarak İGFAY ile ortaya çıkan süzgeç yapılarının bantlarının iç içe geçmiş olduğu ve katsayılarının 1 değerinden farklı genlik değerleri içerdiği görülmektedir.



Şekil 3.11: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin FAY ve İGFAY ile analizinde ortaya çıkan bant geçiren süzgeçlerin katsayıları, $C_i[k]$: a) FAY-AYFT, b) FAY-YAFT, c) İGFAY-AYFT, d) İGFAY-YAFT.

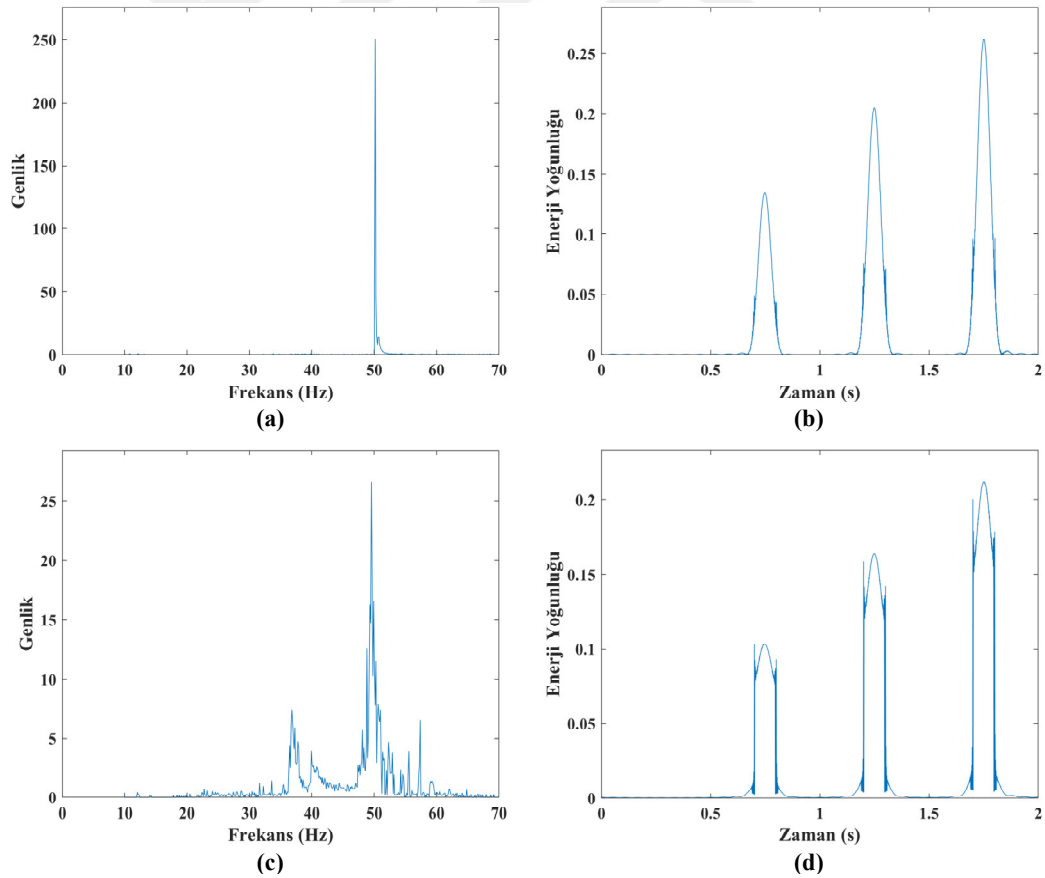
GKA, DKA, FAY ve İGFAY'ın başarımını nitel olarak değerlendirmek amacıyla zaman-frekans-enerji dağılımlarını temsil eden ZFG sonuçlarına ek olarak, bu ZFG'lerdeki frekans içeriklerine ve enerji yoğunlaşmasına karşı düşen MT ve AEY sonuçları, karşılaştırılan yöntemler için Şekil 3.12-3.14'de verilmiştir.



Şekil 3.12: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin MT ve AEY dağılımları: a) Asıl MT, b) Asıl AEY, c) MT (GKA), d) AEY (GKA), e) MT (DKA), f) AEY (DKA).

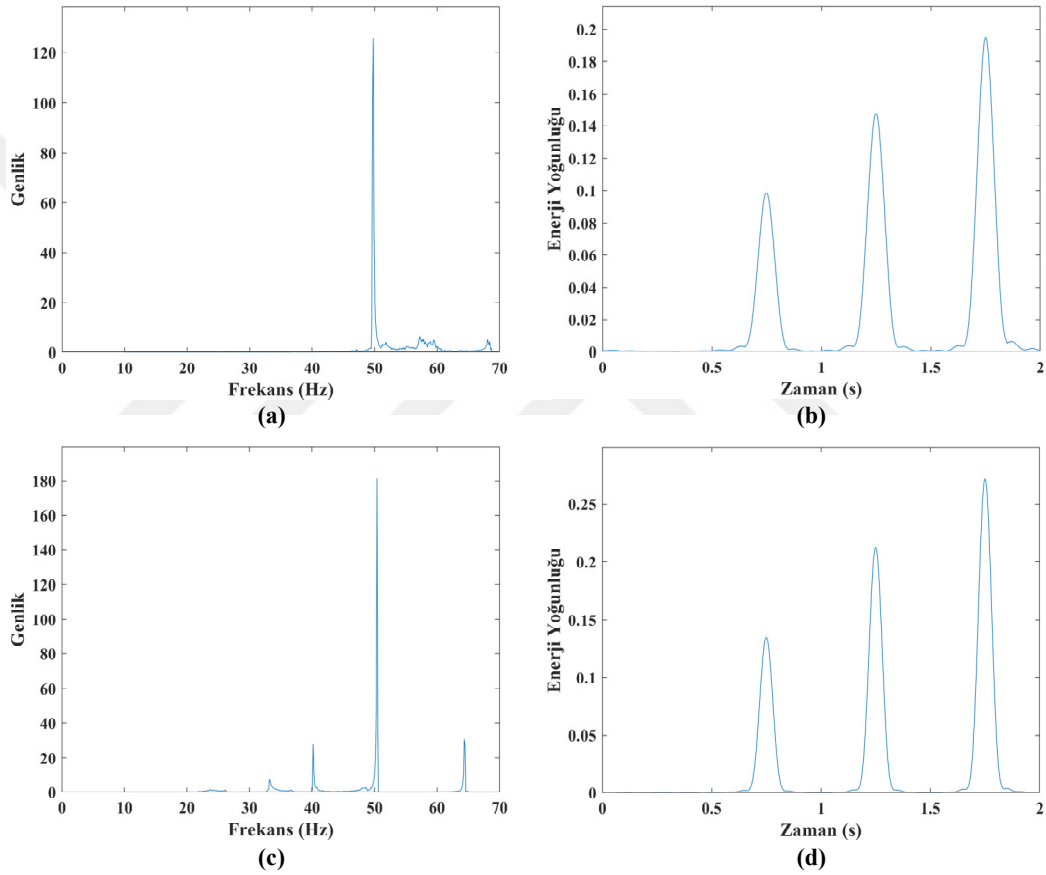
Esas itibariyle MT ve AEY dağılımları Şekil 3.5-3.7'deki ZFG'lerden elde edildiğinden için bu dağılımlar, incelenen işaretle ilintili 10 Hz ile 70 Hz aralığındaki frekans içerikleri ve bu frekanslardaki enerji yoğunlaşmasını yansıtacaktır. Bu ise $x_4(t)$ işaretinin $s_2(t)$ bileşenine ait bilgidir. Dolayısıyla Şekil 3.12a ve b'de görüldüğü gibi bu bilgi, MT için 50 Hz'de bir darbe ve AEY içinse üç farklı zaman aralığında üç farklı sabit genliğin neden olduğu enerji yoğunlaşmasını temsil eden

dikdörtgen dağılımlarıdır. Karşılaştırılan yöntemlerin ürettiği sonuçlar bu dağılımlara ne kadar benzerlik gösterirse MT için frekans çözünürlüğü AEY içinse zaman çözünürlüğü açısından o derece iyi bir başarımlar sağlanmış demektir. Buna göre, GKA yönteminin Şekil 3.12c'deki MT değişiminden frekans bölgesinde oldukça başarısız bir sonuca ulaştığı fakat girişimlerin genliklerini tam olarak belirleyemese de zaman sınırlarını keskin biçimde belirleyebildiğini Şekil 3.12d göstermektedir. Şekil 3.12e'deki MT dağılımıyla DKA'nın girişimlerin frekansını GKA'dan çok daha dar bir bölgede sınırlandırmayı başardığı ve zaman sınırlarını biraz dağıtmasına karşın girişimin genliklerini daha net biçimde elde edebildiği Şekil 3.12f'deki AEY dağılımından görülmektedir. Diğer taraftan, Şekil 3.13'deki sonuçlardan, incelenen işaretin Şekil 3.12a ve b'deki dağılımlara en yakın davranışı FAY'ın sağladığı söylenebilir. Şekil 3.12a ve b ile Şekil 3.13'teki sonuçlar kıyaslandığında, frekans çözünürlüğü açısından FAY-AYFT'nin (Şekil 3.13a) zaman çözünürlüğü açısından FAY-YAFT'nin (Şekil 3.13d) asıl MT ve AEY dağılımlarını sağladığı görülmektedir.



Şekil 3.13: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin FAY ile analizi sonucunda elde edilen MT ve AEY dağılımları: a) MT (AYFT), b) AEY (AYFT), c) MT (YAFT), d) AEY (YAFT).

FAY'dan sonra asıl MT ve AEY dağılımlarına en yakın sonuçlar, İGFAY tarafından sağlanmaktadır. Şekil 3.14a ve c'de görüldüğü üzere İGFAY, hem AYFT hem de YAFT yordamı ile Şekil 3.12a ve c'deki asıl MT dağılımlarına oldukça yakın sonuçlar üretebilmektedir. Şekil 3.13c ile Şekil 3.14c kıyaslandığında, İGFAY-YAFT ile ulaşılan MT dağılımının FAY-YAFT ile elde edilene nazaran oldukça temiz olduğu görülecektir. Benzer biçimde İGFAY'a ait Şekil 3.14b ve d'deki AEY dağılımlarının oldukça yumuşak geçişlerle Şekil 3.12b'deki asıl AEY dağılımını yakaladığı söylenebilir.



Şekil 3.14: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan $x_4(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_4[n], n = 0, 1, \dots, 1999\}$ zaman serisinin İGFAY ile analizi sonucunda elde edilen MT ve AEY dağılımları: a) MT (AYFT), b) AEY (AYFT), c) MT (YAFT), d) AEY (YAFT).

İncelenen işarete ilişkin Şekil 3.5b'deki asıl ZFG ile dört yöntemin (GKA, DKA, FAY ve İGFAY) ürettiği ZFG sonuçlarını (3.6)-(3.12) eşitliklerinde kullanarak hesaplanan PSNR, PC, SSIM ve CM metrikleri, yöntemlerin ZFA başarımlarını nitel olarak karşılaştırmak için Tablo 3.1'de listelenmiştir. Bu tablo sonuçlarından görüldüğü üzere işaretin analizi neticesinde en iyi PSNR değerine sahip ZFG'yi FAY-AYFT'nin sağladığı açıktır. İkinci en iyi PSNR değerine İGFAY-AYFT'nin ürettiği

analitik FTBF'lerden oluşturulan ZFG ile ulaşıldığı görülmektedir. Benzer durum PC ve SSIM metrikleri için de geçerlidir. Asıl ZFG'ye ihtiyaç duymadan doğrudan doğruya karşılaştırılan dört yöntem ile elde edilen ZFG kestirimlerinden hesaplanan CM metrikleri incelendiğinde ise birbirine oldukça yakın değerlerle en iyi sonuçlara FAY-AYFT ve İGFAY-YAFT ile ulaşıldığı görülmektedir.

Tablo 3.1: Eşitlik (3.13) ile tanımlanan işaretin örneklenmişine karşı düşen zaman serisinin GKA, DKA, FAY ve İGFAY ile analizi sonucu elde edilen ZFG'lerin nicel olarak değerlendirilmesi.

YÖNTEMLER	NİCEL BAŞARIM ÖLÇÜTLERİ			
	<i>PSNR</i>	<i>PC</i>	<i>SSIM</i>	<i>CM</i>
GKA	74.37541	0.10260	0.99978	0.01425
DKA	74.57880	0.00057	0.99978	0.01250
FAY-AYFT	79.51723	0.80519	0.99995	0.02594
FAY-YAFT	75.22392	0.30699	0.99984	0.01630
İGFAY-AYFT	76.23498	0.52254	0.99990	0.02215
İGFAY-YAFT	74.33304	0.35069	0.99985	0.02556

Hilbert tabanlı yöntemler, çok yüksek çözünürlüklü ZFG'ler üretebildikleri için ZFG'lerin görünürlüğünü artırmak amacıyla kullanılan Gauss tabanlı süzgeçler ve piksel/frekans oranlarının, nicel sonuçları değiştirebileceği ve dolayısıyla tek başına nicel sonuçlar üzerinden başarımlarını değerlendirmesinin yeterli olmayacağı unutulmamalıdır. Bu düşüncüyü destekleyen bir örnek, yöntemlerin ürettiği ZFG'ler üzerinden verilebilir. Şöyle ki, Şekil 3.6a ve 3.7b'deki ZFG'ler incelenirse, İGFAY-YAFT kaynaklı ZFG'nin Şekil 3.5b'deki asıl ZFG ile neredeyse birebir benzerlik arz ettiği; diğer taraftan, GKA'nın sağladığı ZFG'nin ne zamanda ne de frekansta asıl ZFG ile bir benzerlik göstermediği açık bir biçimde görülebilir. Ancak bu iki yöntem ile elde edilen ZFG'lerin Tablo 3.1'deki nicel sonuçlarına bakıldığında GKA neticesinde elde edilen ZFG'den hesaplanan PSNR değerinin İGFAY-YAFT ile sağlanan ZFG'den hesaplanan PSNR değerinden yüksek olduğu görülmektedir.

Bu çalışmada İGFAY yordamlarının öneriliş amacı, mevcut FAY yordamlarının zaman ve frekansta kesişen bileşenlerden oluşan işaretleri analiz etmedeki başarımının yetersizliğine çözüm bulmaktır. Bu tip işaretlerin analizinde İGFAY ile sağlanan başarımları göstermek ve özellikle FAY'ın ürettiği sonuçlarla karşılaştırmak için incelenen ikinci işaret, doğrusal olmayan ani frekansta sahip $s_3(t)$

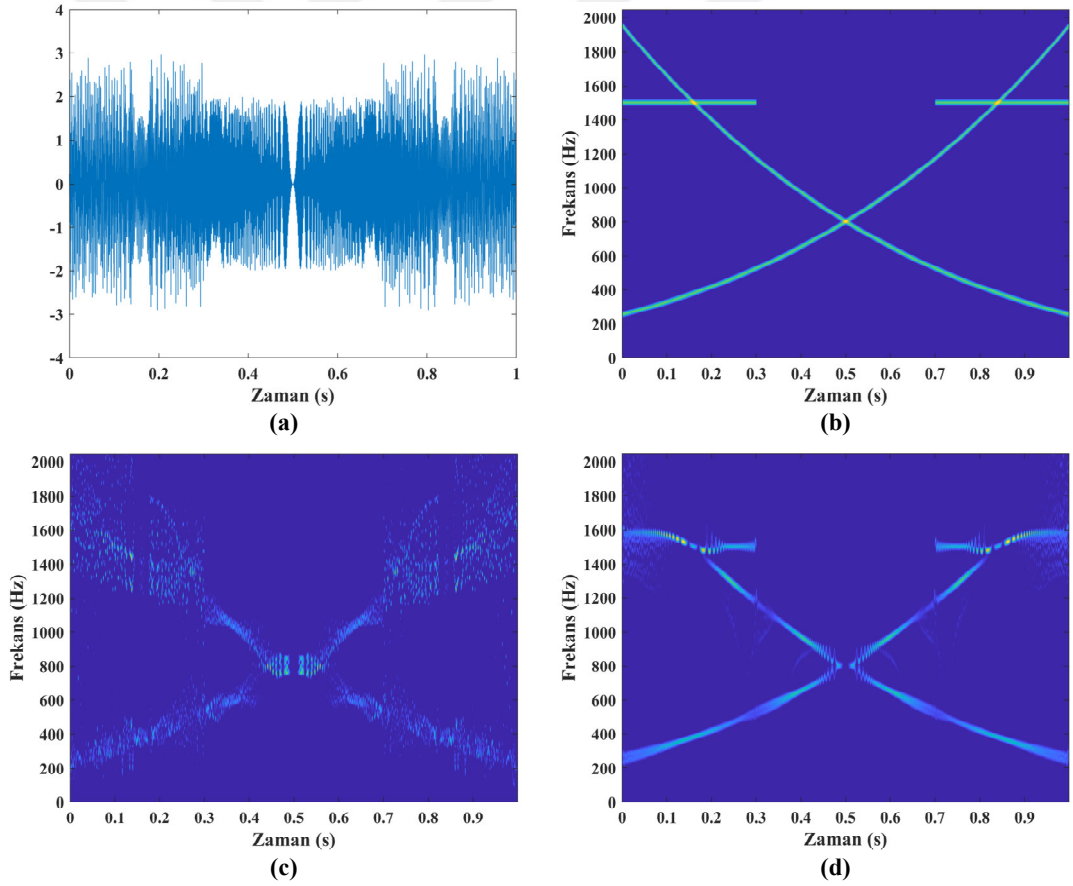
işareti ile kısa süreli sinüzoidal bileşene sahip 1.5 kHz frekanslı $s_4(t)$ girişiminden oluşan

$$x_5(t) = s_3(t) + s_4(t)$$

$$s_3(t) = \sin(20\pi(t + 1.5)^5) + \sin(20\pi(2.5 - t)^5) \quad (3.14)$$

$$s_4(t) = \begin{cases} 0 & 0.3s < t < 0.7s \\ \cos(3000\pi t) & \text{diğer} \end{cases}$$

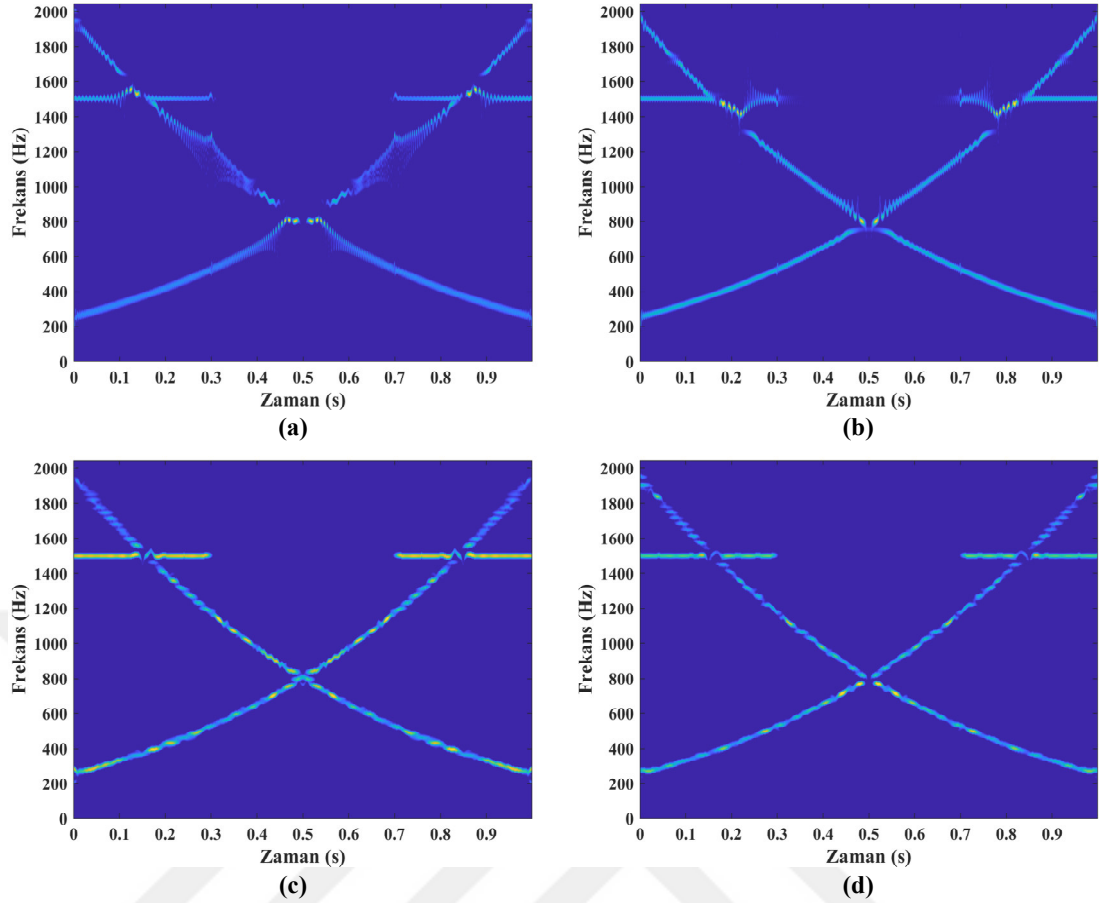
ile tanımlanan 1 s süreli bir yapay işarettir. Bu işaretin $f_s = 4096$ Hz ile örnekleme sonucu elde edilen $L = 4096$ örneklilikli $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, L - 1\}$ zaman serisinin değişimi Şekil 3.15a'da, ZFG'si Şekil 3.15b'de, GKA ve DKA yöntemleriyle analizi sonucunda kestirilen ZFG'leri ise sırasıyla Şekil 3.15c ve d'de gösterilmiştir.



Şekil 3.15: Eşitlik (3.14) ile tanımlanan $x_5(t)$ işaretinin örnekleme sonucu karşı düşen $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisinin; a) Zaman bölgesi gösterimi, b) asıl ZFG'si, c) GKA ile elde edilen ZFG'si, d) DKA ile elde edilen ZFG'si.

Analiz edilen $x_5[n]$ zaman serisinin örnekleme frekansı yüksek olduğundan dolayı ZFG'lerin görünebilirliğini artırmak amacıyla her birine 7. mertebeden Gauss süzgeçler uygulanmış ve her bir piksel 4 Hz'lik frekans aralığını kapsayacak şekilde çizdirilmiştir. GKA ile ulaşılan Şekil 3.15c'deki ZFG incelendiğinde, işarete ilişkin $s_3(t)$ bileşeninin oldukça dağınık bir biçimde konumlandırıldığı ve $s_4(t)$ bileşeninin ise ZFG'de yakalanamadığı görülmektedir. Bu bağlamda GKA, $x_5(t)$ işaretinin yalnızca $s_3(t)$ bileşenini temsilen birbiriyle kesişen iki bileşenden ibaret olduğuna dair zaman ve frekans çözünürlüğü oldukça düşük bir ZFG sunmaktadır. DKA kaynaklı Şekil 3.15d'deki ZFG ise GKA ile elde edilene nazaran $s_3(t)$ 'yi temsil eden bileşenlerin davranışını çok daha net ortaya koymasına rağmen 1.5 kHz'in üzerindeki davranışı yansıtamamıştır. Ayrıca $s_4(t)$ girişimini temsil eden bileşenler, tanımlı oldukları zaman aralığı içerisinde sabit bir frekans yerine dalgalı bir yapıda elde edilmiştir. Şekil 3.15b ve d'deki ZFG'ler karşılaştırıldığında, DKA'nın $s_3(t)$ ve $s_4(t)$ bileşenlerinin kesiştiği noktaları net bir biçimde belirleyemediği görülmektedir. Örneğin, asıl ZFG'deki $s_3(t)$ 'den kaynaklı artan ve azalan ani frekans değişimlerinin $t = 0.5$ s anındaki kesişim noktası 0.47 s ile 0.53 s zaman aralığındaki bir bölgede tanımlanabilmektedir.

Nitel olarak birebir bir karşılaştırma yapmak amacıyla FAY ve önerilen İGFAY'ın ZFG kestirimlerine Şekil 3.16'da yer verilmiştir. FAY-AYFT yordamıyla elde edilen Şekil 3.16a'daki ZFG'de $s_3(t)$ bileşeninin yapısında ve $t = 0.5$ anındaki kesişim noktasında ciddi bozulmaların olduğu görülmektedir. Şekil 3.16b'deki FAY-YAFT yordamına ilişkin ZFG'de ise $s_3(t)$ bileşeni ve $t = 0.5$ anındaki kesişim net bir biçimde elde edilmesine rağmen; $s_4(t)$ girişiminin $s_3(t)$ ile kesiştikleri noktalarda bozulmaya uğradığı gözlenmektedir. $s_4(t)$ 'yi temsil eden davranışın hem zaman hem de frekans bilgisi kaybolmuştur. Diğer taraftan, FAY'daki bu olumsuz durumu önerilen İGFAY yordamlarıyla aşıldığı Şekil 3.16c ve d'deki ZFG sonuçlarından açıkça görülmektedir. Hem AYFT hem de YAFT yordamlarıyla elde edilen ZFG'lerde $s_3(t)$ bileşeninin yapısı ve şekli hem yüksek hem de alçak frekanslarda korunmakta ve $t = 0.5$ anındaki kesişim noktası 0.49 s ile 0.51 s aralığında okunabilmektedir. Ayrıca $s_4(t)$ girişiminin bütünlüğü de kesişim noktalarından önce ve sonra korunmakta, kesişim noktalarının zamanları net olarak gözlemlenebilmektedir. Sonuç olarak önerilen İGFAY, frekans ve zamanda kesişen bileşenlere sahip işaretleri başarılı bir biçimde ayrıştırabilmiştir.



Şekil 3.16: Eşitlik (3.14) ile tanımlanan $x_5(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisinin FAY ve İGFAY ile elde edilen ZFG'leri: a) FAY-AYFT, b) FAY-YAFT, c) İGFAY-AYFT, d) İGFAY-YAFT.

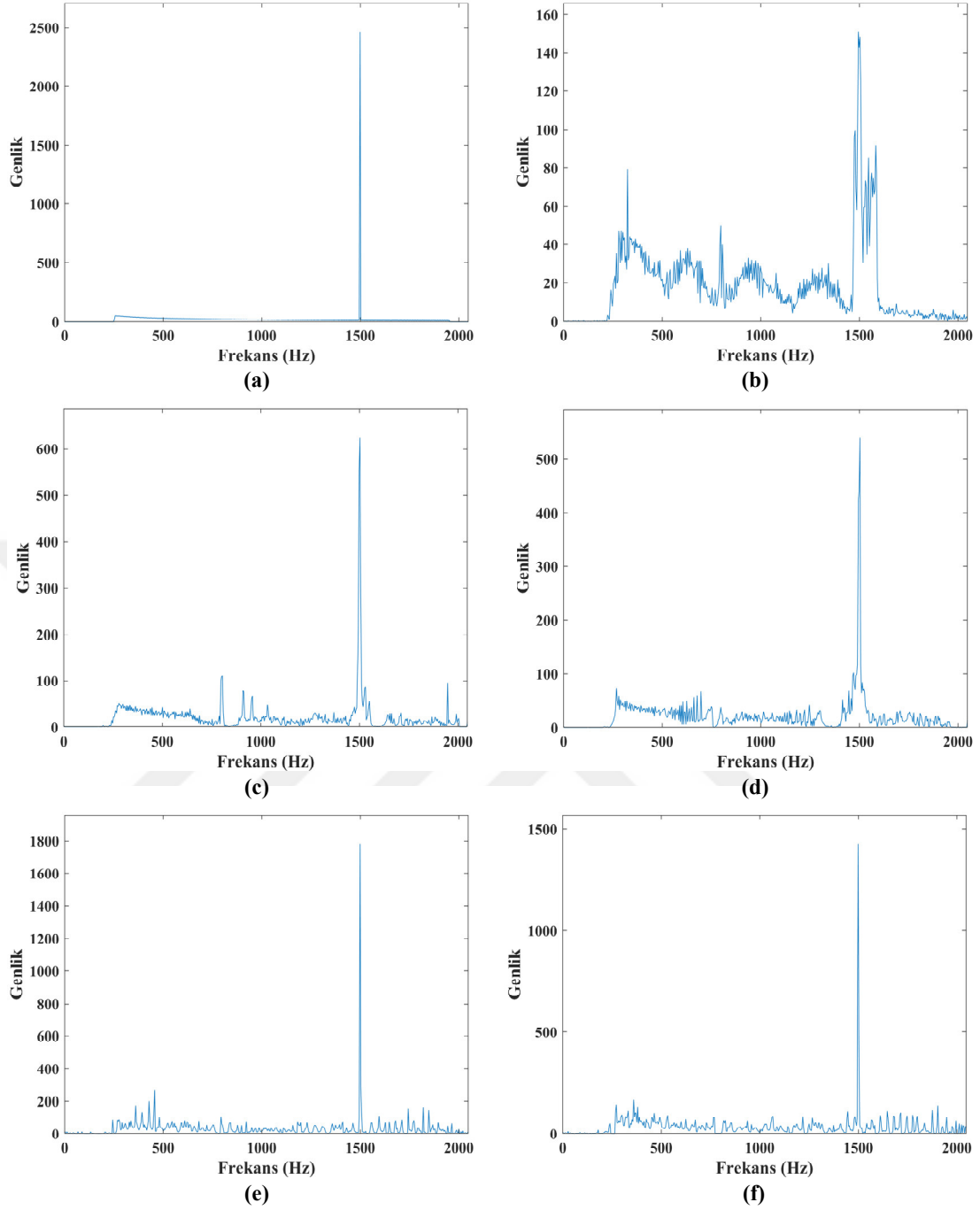
İşarete ilişkin Şekil 3.15b'deki asıl ZFG bilgisini ve kestirilen ZFG'lere ilişkin bilgileri (3.6)-(3.12) eşitliklerinde kullanarak hesaplanan PSNR, PC, SSIM ve CM metrikleri üzerinden yöntemlerin nicel değerlendirilmesi Tablo 3.2'de verilmiştir.

Tablo 3.2: Eşitlik (3.14) ile tanımlanan işaretin örneklenmişine karşı düşen zaman serisinin GKA, DKA, FAY ve İGFAY ile analizi sonucu elde edilen ZFG'lerin nicel olarak değerlendirilmesi.

YÖNTEMLER	NİCEL BAŞARIM ÖLÇÜTLERİ			
	<i>PSNR</i>	<i>PC</i>	<i>SSIM</i>	<i>CM</i>
GKA	31.16377	0.21524	0.85262	0.00244
DKA	32.49837	0.52139	0.94613	0.00401
FAY-AYFT	32.30174	0.53897	0.94244	0.00357
FAY-YAFT	34.15386	0.71628	0.97134	0.00378
İGFAY-AYFT	36.99779	0.84346	0.96926	0.00339
İGFAY-YAFT	36.57098	0.84664	0.96811	0.00326

Tablo 3.2'deki sayısal değerlere bakıldığında, (3.13) eşitliğinde tanımlanan işaret için Tablo 3.1'de bulunan sonuca nazaran önerilen yöntemin PSNR bağlamındaki başarımı net bir biçimde ortaya çıkmaktadır. Benzer durum PC için de geçerlidir. Bunun sebebi, FAY'ın zamanda ve frekansta kesişen bileşenlere sahip işaretlerin analizi sonucu ortaya çıkardığı ZFG'lerdeki bozulmanın, önerilen İGFAY'da ortaya çıkmaması olarak yorumlanabilir. GKA, DKA, FAY ve İGFAY'ın başarımı CM değerleri açısından karşılaştırıldığında, Tablo 3.1'de olduğu gibi, önerilen İGFAY yordamlarıyla ulaşılan CM sonuçlarının FAY tabanlı yordamlarla elde edilenlerden küçük olduğu görülmektedir. SF-İOBGS'lerin yapısından dolayı böyle bir sonucun elde edilmesi beklenen bir durumdur. İGFAY'ın ayrıştırdığı FTBF'leri tanımlayan bu süzgeçler, FTBF'ler üzerinde yumuşatmaya neden olduğundan dolayı işareti temsil eden bileşenlerin enerjileri ilgili bant içerisinde yoğunlaşmak yerine dağıtılmaktadır.

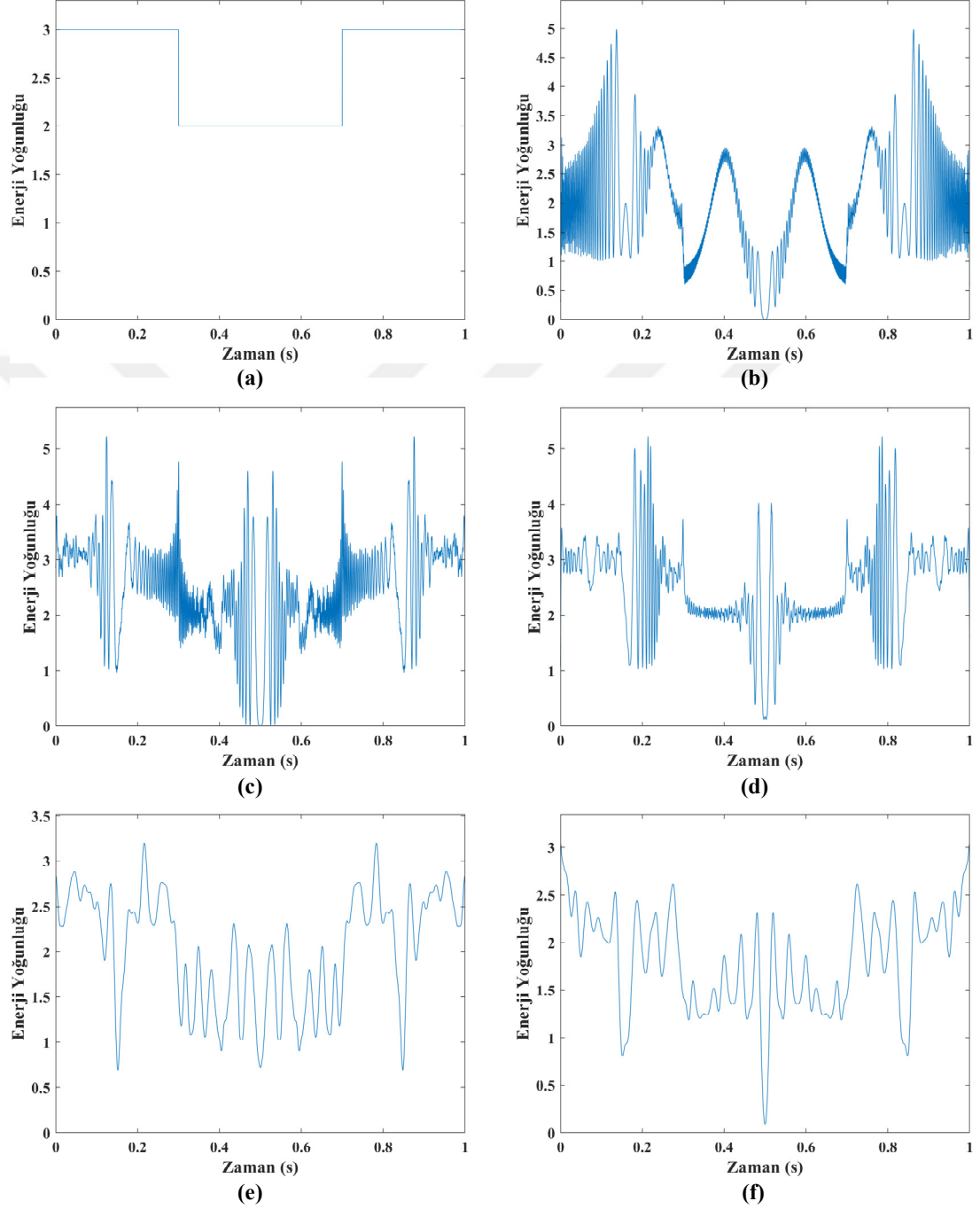
Yöntemlerin ZFA başarımlarını değerlendirmek amacıyla Şekil 3.15 ve 3.16'daki ZFG sonuçlarına ek olarak bu ZFG'lerdeki frekans içeriklerine ve enerji yoğunlaşmasına karşı düşen MT ve AEY dağılımları, bir diğer nitel değerlendirme aracı olarak karşılaştırılan yöntemler için Şekil 3.17'de verilmiştir. Doğrudan doğruya Şekil 3.15b'deki asıl ZFG'den elde edilen Şekil 3.17a'daki MT dağılımı incelendiğinde işaretin, 250 Hz ile 1950 Hz frekans aralığında düzgün olarak azalan bir enerji bandına ve 1.5 kHz frekansında yüksek genlikli bir darbeye sahip olduğu görülmektedir. Buna göre Şekil 3.17b'deki MT dağılımı incelendiğinde, DKA'nın 1.5 kHz frekansında olması gereken darbe enerjisini neredeyse 300 Hz'lik bir frekans bandına yayarak darbe etkisinin azalmasına sebep olduğu görülmektedir. DKA ile karşılaştırıldığında, Şekil 3.17c ve d'deki FAY kaynaklı MT dağılımlarıyla Şekil 3.17a'daki asıl MT davranışına yaklaşılmış olmasına rağmen başlangıç ve bitişindeki enerji dağılımı ile 1.5 kHz'deki darbe enerjisinin zayıflatıldığı ve düşük enerji bölgesinde asıl MT dağılımında mevcut olmayan yerel maksimumların oluştuğu görülmektedir. Diğer taraftan Şekil 3.17e ve f'deki MT dağılımları, asıl MT'ye en yakın sonucun önerilen İGFAY yordamları ile sağlandığını göstermektedir. İGFAY kaynaklı MT'lerde yer alan 1.5 kHz frekansındaki darbenin hem enerjisi hem de frekans çözünürlüğü açısından Şekil 3.17a'daki asıl MT'ye olabildiğince benzediği ve 250 Hz-1950 Hz frekans bant aralığındaki dalgalanmaların FAY ile elde edilenlere nazaran düşük seviyede olduğu net bir biçimde görülmektedir.



Şekil 3.17: Eşitlik (3.14) ile tanımlanan $x_5(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisinin MT dağılımları: a) Asıl MT, b) MT (DKA), c) MT (FAY-AYFT), d) MT (FAY-YAFT), e) MT (İGFAY-AYFT), f) MT (İGFAY-YAFT).

Son olarak $x_5(t)$ işareti için DKA, FAY ve İGFAY ile elde edilen ZFG'leri zaman çözünürlüğü açısından değerlendirmek amacıyla AEY dağılımları Şekil 3.18'de verilmiştir. Bu dağılımlar incelendiğinde, İGFAY ile elde edilen ZFG'lerin AEY sonuçlarının (Şekil 3.18e ve f), FAY'ın ürettiği ZFG'lerin AEY sonuçlarından (Şekil 3.18c ve d) çok daha yumuşak geçişlere sahip olduğu görülmektedir. Bu durum, önerilen yöntem için önemli bir başarıdır. Benzer biçimde $s_4(t)$ girişiminin

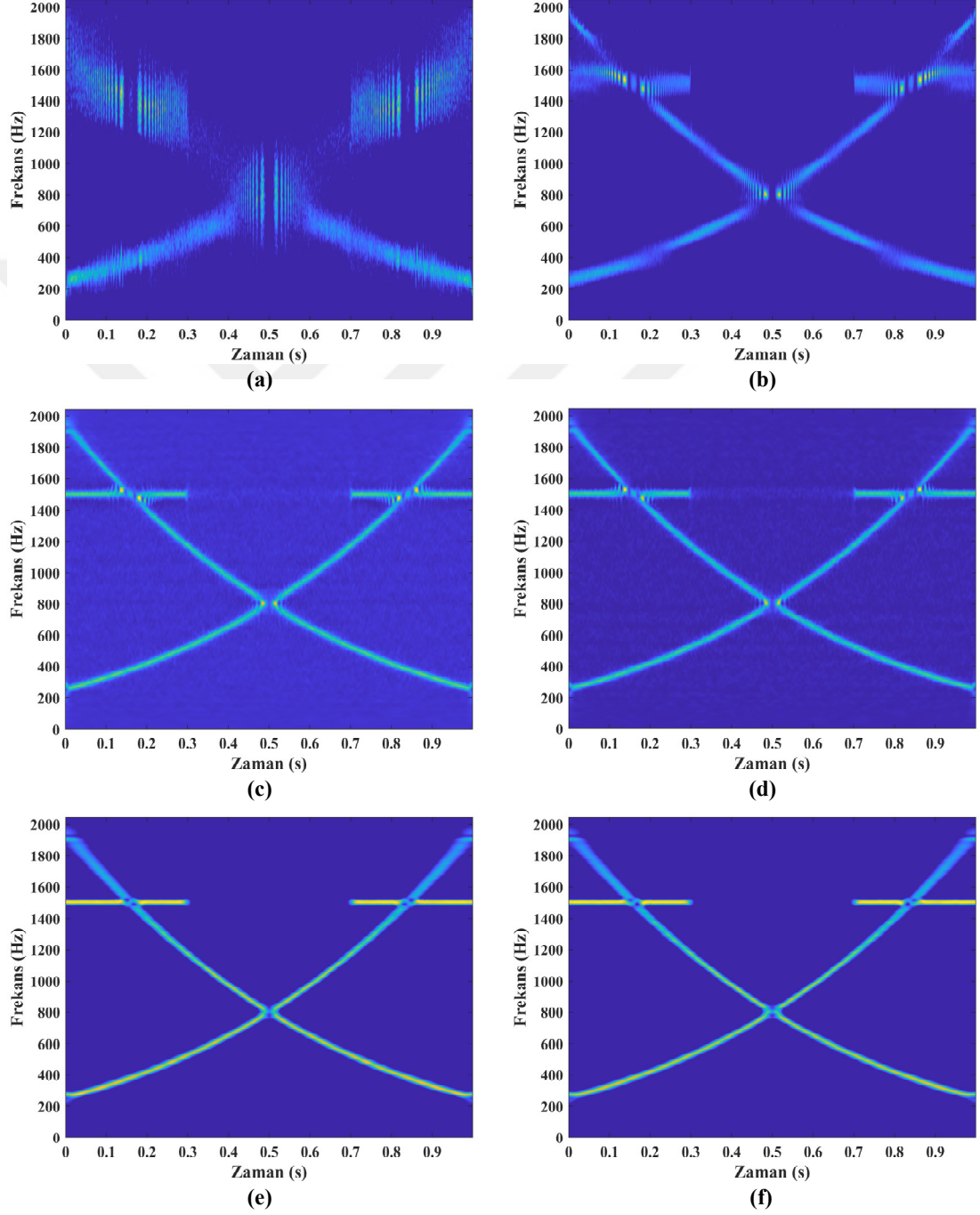
kaybolup tekrar ortaya çıktığı $t = 0.3$ s ve $t = 0.7$ s anlarının YAFT yordamlarında (Şekil 3.18d ve f) daha net ortaya çıktığı gözlenmektedir. Bunun sebebi girişimin yüksek frekanslı olmasıdır.



Şekil 3.18: Eşitlik (3.14) ile tanımlanan $x_5(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisinin AEY dağılımları: a) Asıl AEY, b) AEY (DKA), c) AEY (FAY-AYFT), d) AEY (FAY-YAFT), e) AEY (İGFAY-AYFT), f) AEY (İGFAY-YAFT).

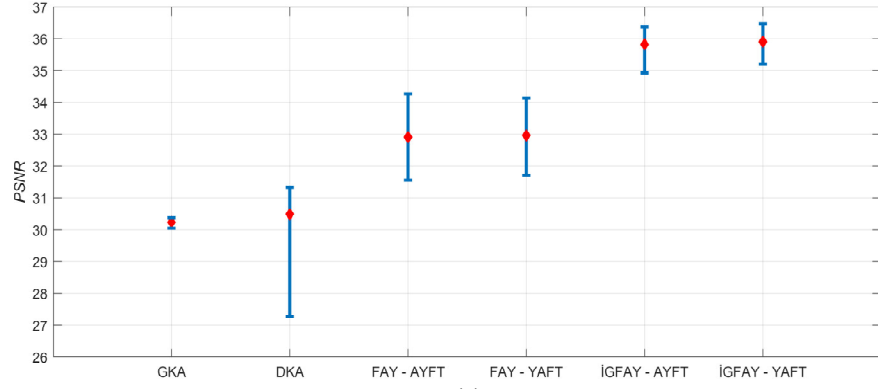
ZFG yöntemlerinin başarımını değerlendirmek için dikkate alınan diğer bir ölçüt ise gürültü etkisi ile ortaya çıkan bozulmalardan en az etkilenmeleridir. Önerilen

yöntemin gürültü karşısındaki başarımını gözlemlemek ve diğer yöntemlerle karşılaştırmak amacıyla işaret-gürültü oranı (SNR) 5 dB olacak şekilde $x_5(t)$ işaretine beyaz Gauss gürültüsü eklenerek Monte Carlo analizi uygulanmıştır. Deneme sayısı 100 olarak belirlenen bu analiz sonucundaki ortalama ZFG'ler Şekil 3.19'da, nicel sonuçların değişimi ise Şekil 3.20'de verilmiştir.

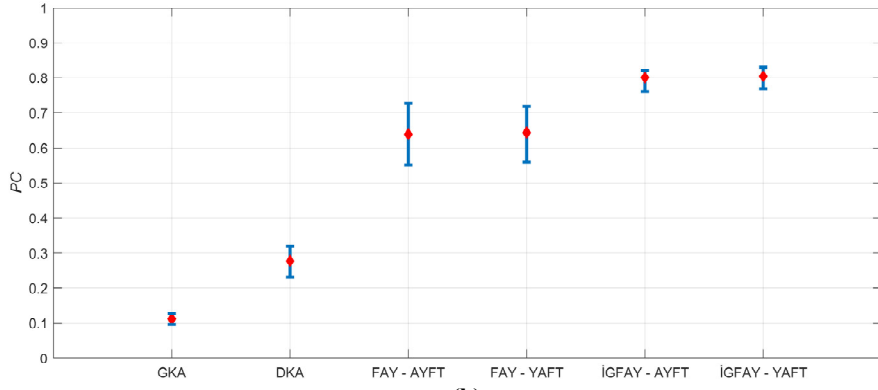


Şekil 3.19: Eşitlik (3.14) ile tanımlanan $x_5(t)$ işaretinin örneklenmişine karşı düşen $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisine SNR = 5 dB olacak şekilde beyaz Gauss gürültü eklenmesi ile elde edilen zaman serisinin Monte Carlo analiziyle ulaşılan ortalama ZFG'ler: a) GKA, b) DKA, c) FAY-AYFT, d) FAY-YAFT, e) İGFAY-AYFT, f) İGFAY-YAFT.

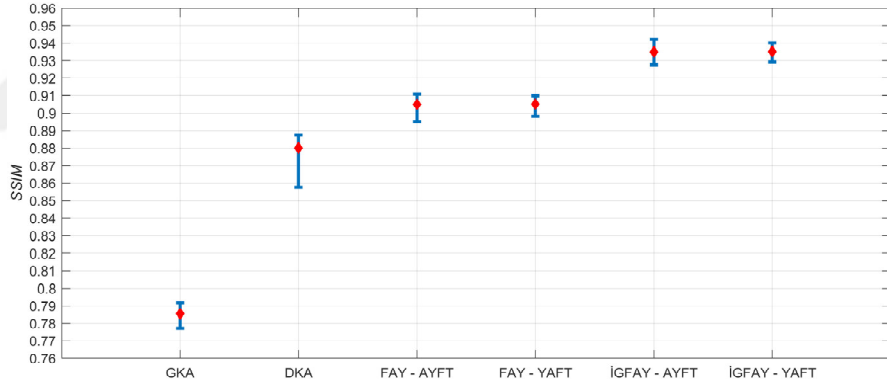
ZFA bağlamında Monte Carlo analizi, $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisine SNR = 5 dB olacak şekilde beyaz Gauss gürültüsünün eklenmesi şeklinde birbirinden bağımsız 100 gerçekleştirme sonucunda elde edilen her bir zaman serisinin GKA, DKA, FAY ve İGFAY ile eş zamanlı olarak ayrıştırılması sonucunda her bir yöntemin ortaya çıkardığı 100 ZFG'nin ortalamasını alma sürecidir. Şekil 3.19'daki sonuçlar, GKA, DKA, FAY ve İGFAY'ın böyle bir süreç sonucundaki ZFG'lerini yansıtmaktadır. Şekil 3.15a'da da gösterildiği gibi GKA, gürültüsüz işaretin ZFG'sinde bile enerjiyi düzgün haritalandırmada sıkıntı yaşamıştır. Dolayısıyla GKA ile elde edilen Şekil 3.19a'daki ZFG sonucunda, bu sorun devam etmiş ve ortalama alma işleminden kaynaklı yumuşatma ile asıl işareti temsil eden bileşenlerin özellikle kesişim noktalarında dağınıklık sergilemiştir. Şekil 3.19b'deki DKA kaynaklı ortalama ZFG sonucunda ise özgün işaretin 1.5 kHz üzerindeki bileşenlerinin gürültü etkisiyle ortaya çıkarıldığı görülmektedir. Bunun sebebi, gürültü nedeniyle işaret içerisindeki dalgalanmaların artması ve DKA yönteminin bileşenleri ayıklama sürecini iyileştirmesi olarak açıklanabilir. Fakat gürültü etkisiyle $s_3(t)$ bileşenine ait kesişim noktasının keskinliğinin Şekil 3.15b'deki sonuca göre daha da kötüleştiği ve Monte Carlo analizinden kaynaklı yumuşatma etkisiyle asıl işaret bileşenlerinin bulanıklaştırıldığı belirgin bir biçimde görülmektedir. GKA ve DKA yöntemlerinin aksine Şekil 3.19c ve d'deki sonuçlar göstermektedir ki FAY yordamları, Monte Carlo ile bileşenlerin kesişim noktalarını Şekil 3.16a ve b'dekilerine nazaran daha da netleştirmeyi başarmaktadır. Buna karşın arka planda gürültü etkisinin oluşmasına sebep olmaktadır. Diğer taraftan, Monte Carlo analizi ile elde edilen en iyi sonuçlara İGFAY yordamlarıyla ulaşıldığı Şekil 3.19e ve f'deki sonuçlardan görülmektedir. Ayrıca bu sonuçlardan, FAY'ın aksine İGFAY yordamlarının gürültüden daha az etkilendikleri rahatlıkla söylenebilir. Bu düşüncelerin doğruluğu, yöntemlerin birbirinden bağımsız 100 gerçekleştirilmesiyle ürettikleri her bir ZFG kestiriminden hesaplanan nicel metriklerin Şekil 3.20'deki değişimleriyle desteklenmektedir. Bu değişimlerdeki mavi çizgiler, nicel sonuçların ortaya çıktığı aralığı vermektedir. Bu aralığın genişliği, aynı zamanda yöntemlerin kestirim tutarlılıkları hakkında da bilgi verir ve ZFA yönteminin gürültü karşısındaki duyarlılığı olarak yorumlanabilir. Bu haliyle ilgili ZFA aracı gerçek dünya işaretlerinin değerlendirilmesi açısından tercih edilebilir olacaktır.



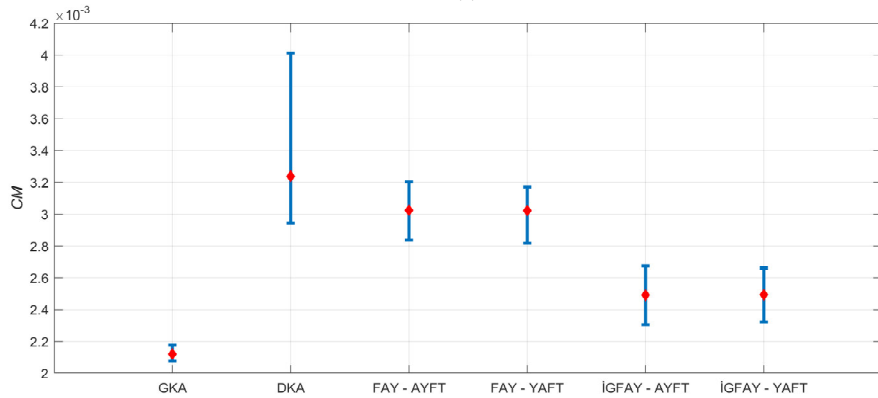
(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 3.20: SNR = 5 dB olacak şekilde beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş $\{x_s[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisinin GKA, DKA, FAY ve İGFAY ile Monte Carlo analizi sonucunda elde edilen her bir ZFG'den hesaplanan nicel metrikler: a) PSNR, b) PC, c) SSIM, d) CM.

Şekil 3.20’de sunulan grafiklerdeki kırmızı noktalar ise her bir metriğin ortalama değerine karşı düşmektedir. Şekil 3.20a, b ve c’de görüldüğü üzere ortalamada en yüksek PSNR, PC ve SSIM değerleri, önerilen İGFAY yordamları tarafından yüksek tutarlılıkla sağlanmıştır. Bunun sebebi, İGFAY yordamlarının gürültüyü çok daha fazla analitik FTBF bileşenine ayrıştırabilmesinden dolayı ZFG içerisinde gürültü enerjisini dağıtması ve gürültü etkisinin belirli yerlerde birikerek ZFG’yi bozmasını engellemesi olarak açıklanabilir. Şekil 3.19’daki nitel sonuçları destekler nitelikte elde edilen Şekil 3.20’deki sonuçlara göre önerilen İGFAY yordamlarının, FAY yordamlarına nazaran gürültüden daha az etkilendiği rahatlıkla söylenebilir. Bu ise İGFAY’ın belkemiğini oluşturan SF-İOBGS’lerin yapısının bir sonucudur. İlginçtir ki karşılaştırılan yöntemler arasında en tutarlı nicel metrik değerleri GKA tarafından sağlanmış olmasına rağmen bu metrikler doğruluk açısından en düşük metriklere karşı düşmektedir. Dolayısıyla incelenen işaretin GKA ile analizinden elde edilen ZFG’nin başarımı oldukça düşüktür. Şekil 3.20d’ye bakıldığında ise CM değeri olarak en iyi sonucun DKA ile elde edildiği gözlemlenmektedir. Fakat daha önce de belirtildiği üzere, CM değeri ZFG’nin görselleştirilmesi için kullanılan piksel-frekans çözünürlüğü ve görüntü süzgeçleri ile çok fazla etkilenen bir nicel büyüklüktür ve tek başına başarımlarını değerlendirmesi için yeterli değildir.

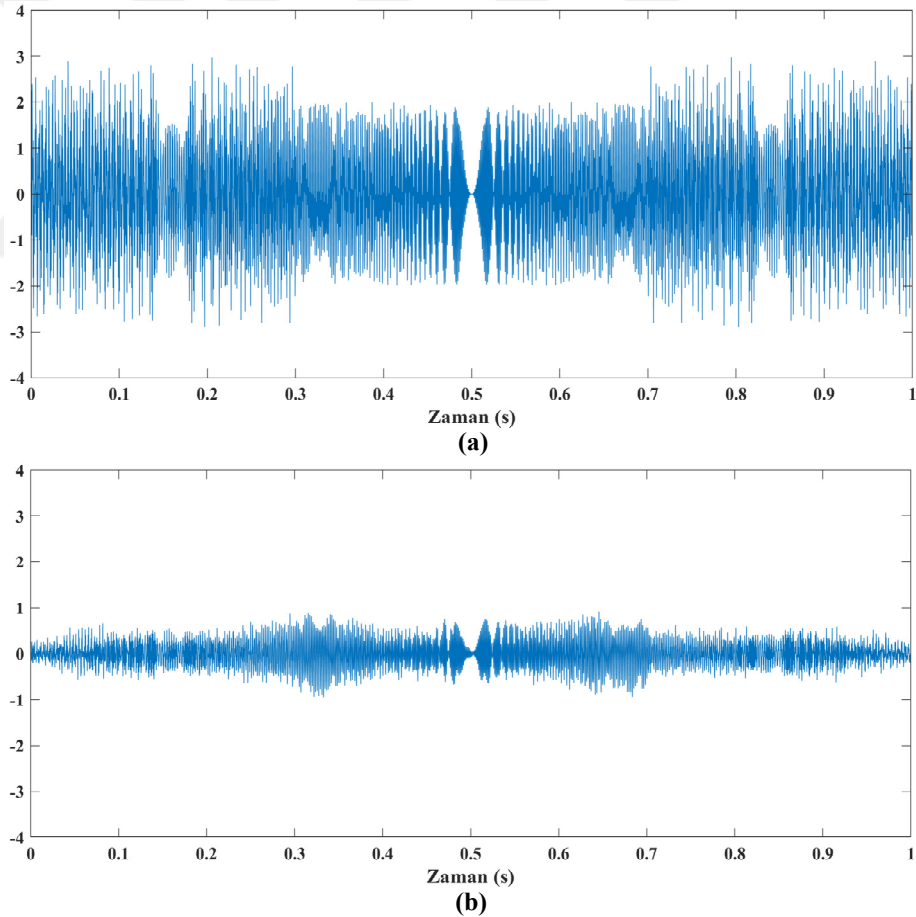
Yapay olarak oluşturulan $x_5(t)$ işaretinin 4096 Hz ile örnekleme ve her bir değerinin 24-bit derinlikli olacak şekilde nicemlenmesi ile elde edilen işaret, bilgisayar ortamında hoparlörlere iletilerek analog bir ses oluşturulabilir. Bu durumda oluşan sesin mikrofon vasıtasıyla tekrar dijital bir kayda alınması ile gerçek bir işaret elde edilmiş olacaktır. Bu süreçte yapay işaretin ses verisine dönüşmesinde oldukça düşük bir nicemleme etkisi görülür. Buna ek olarak hoparlöre iletilen bu ses, hem ses kartında hem de hoparlörlerde ısı gürültüye maruz kalır. Analog olarak hoparlörlerden çıkan sese ortam gürültüsü eklenir ve mikrofonlardan alınırken kullanılan cihazların kalitesine bağlı olarak birçok girişime maruz kalır.

Bu çalışmada, üretim için bilgisayar hoparlörleri ve kayıt içinse Sennheiser PC3 modelin dâhili mikrofonu kullanılmıştır. İşaret mikrofondan alınırken mikrofondan kaynaklı olarak 20 kHz sınırında alçak geçiren süzgece tabi tutulur ve akabinde ses kartında sayısallaştırılarak kaydedilir. Mikrofondan alınan analog sesin

sayısallaştırılması sürecinde tekrar ısıl gürültü ve nicemleme gürültüsü ortaya çıkmaktadır. Çalışmada kullanılan ses kartı, ana karta bütünleşik dizüstü bilgisayarlar için standart 2W güç sınırlı bir ses kartıdır ve Realtek sürücülere sahiptir. Kaydın alındığı ortam ise ciddi şekilde fan gürültüsüne sahip kapalı bir ortamdır. Kaydedilen ses, tüm girişimlerin etkisi $\omega[n]$ ile gösterilirse

$$x_6[n] = x_5[n] + \omega[n] , n = 0, 1, \dots, 4095 \quad (3.15)$$

eşitliğiyle modellenebilir. Daha önce (3.14) eşitliği ile tanımlanan $x_5(t)$ işaretinin 4096 Hz hızında örneklenmesi ile elde edilen $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisi ile bu zaman serisinden elde edilen ses kaydına karşı düşen ve SNR değeri yaklaşık olarak 1.19 dB olarak ölçülen $x_6[n]$ zaman serisinin değişimi sırasıyla Şekil 3.21a ve b'de gösterilmiştir.



Şekil 3.21: Eşitlik (3.15) ile tanımlanan sayısal ses kaydının zaman bölgesi gösterimleri:
a) $\{x_5[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisi, b) Mikrofondan alınan sesi temsil eden $\{x_6[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisi.

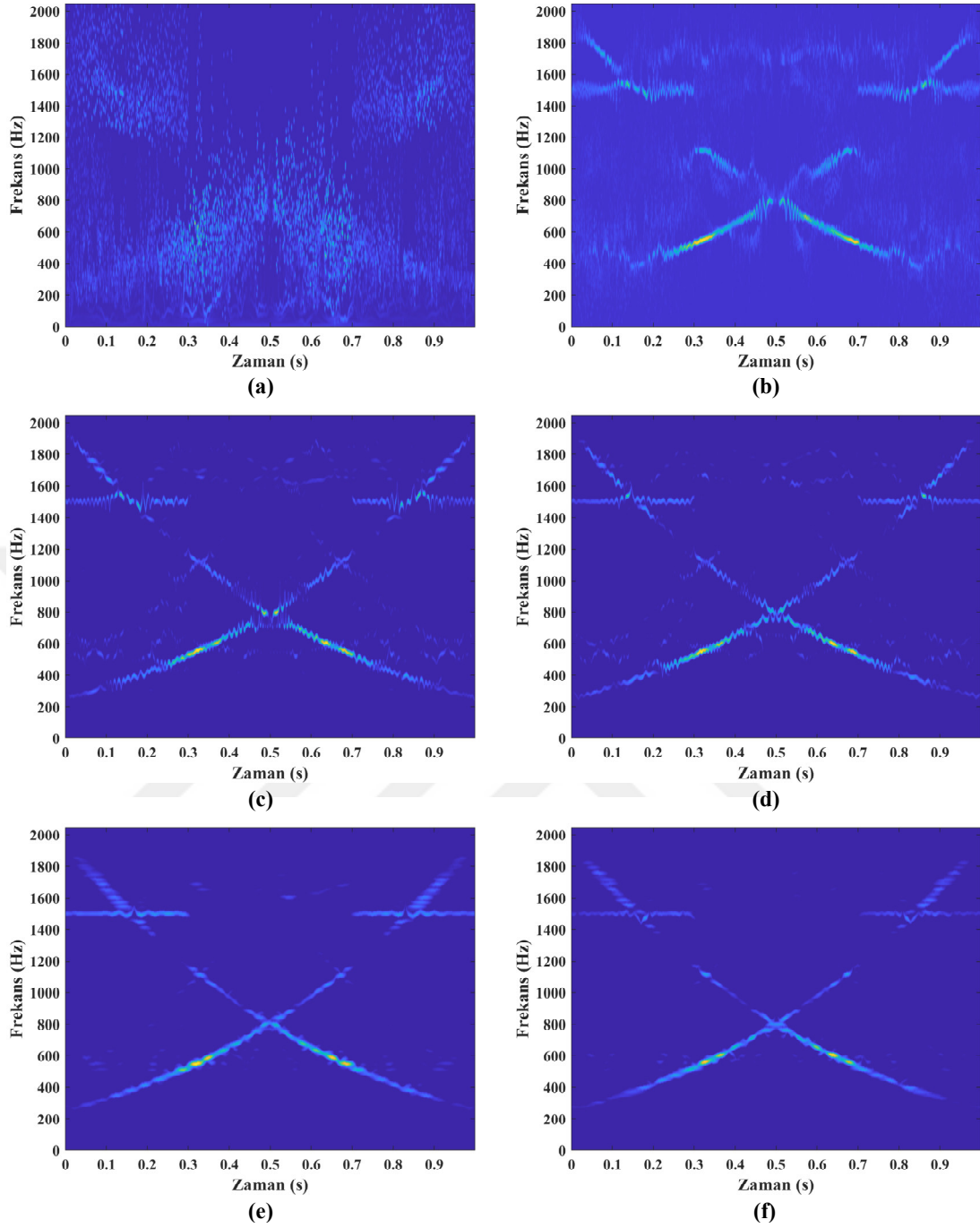
Bilgisayarda ses kaydı alınırken, $x_5[n]$ işareti hoparlöre verilmiş ve bu işlem tamamlandıktan bir süre sonra kayıt sonlandırılmıştır. Bu sebeple üretilen ses, kaydın yalnızca bir kısmında etkindir. Bu kısmı ortaya çıkarmak için, 5 s'lik kayıt üzerinde kesme işlemi gerçekleştirilmiştir. Kesim sürecinde özgün işaretin ve kaydın tamamen uyumlu olması için, SNR değeri maksimum olana dek örnekler kaydırılmıştır. Bu kaydırma işlemi kayıt ile özgün işaret arasında senkronizasyonu sağlayacak şekilde yapılmıştır. Aksi takdirde, kaydırmanın neden olduğu zaman gecikmesinin ZFG'deki yansımaları olan faz kaymasından dolayı asıl işaretin ZFG'si ile sağlıklı bir karşılaştırma yapmak mümkün olmayacaktır.

Yukarıda ifade edildiği şekliyle elde edilen ses kaydının GKA, DKA, FAY ve İGFAY ile analizi neticesinde elde edilen ZFG kestirimleri Şekil 3.22'de verilmiştir. Burada öncelikle kayıt sürecinin başlangıç ve bitiş anlarında ciddi bir enerji kaybına sebep olduğu dikkat çekmektedir. Şekil 3.16 ile Şekil 3.22'deki FAY ve İGFAY sonuçları karşılaştırıldığında, bu kayıp net olarak görülmektedir. Şekil 3.22.e ve f'den açıkça görülmektedir ki önerilen yöntem olan İGFAY, fiziksel sistemlerden alınan işaretlerde hem zaman ve frekansta kesişen noktaların ZFG'sinde gayet iyi sonuç vermekte hem de gerçek girişimlerin ZFG içerisinde oluşturacağı arka plan etkilerini en aza indirmektedir.

Ses kaydını oluştururken kullanılan $x_5[n]$ zaman serisinin asıl ZFG'si (Şekil 3.15b) mevcut olduğundan dolayı Şekil 3.22'deki sonuçlarla ilintili nicel karşılaştırmalar yapabilmek de mümkündür. Şekil 3.22'deki sonuçları temsil eden ZFG kestirimleri üzerinden hesaplanan nicel metrikler Tablo 3.3'te verilmiştir.

Tablo 3.3: Eşitlik (3.15) ile modellenen ses kaydının GKA, DKA, FAY ve İGFAY ile analizi neticesinde elde edilen ZFG'lerden hesaplanan nicel başarımlar ölçütleri.

YÖNTEMLER	NİCEL BAŞARIM ÖLÇÜTLERİ			
	<i>PSNR</i>	<i>PC</i>	<i>SSIM</i>	<i>CM</i>
GKA	31.67238	0.07598	0.92996	0.00277
DKA	31.89660	0.39402	0.93996	0.00533
FAY-AYFT	31.98196	0.41631	0.94091	0.00541
FAY-YAFT	32.01123	0.45823	0.94111	0.00524
İGFAY-AYFT	31.91007	0.52256	0.94025	0.00451
İGFAY-YAFT	31.89955	0.48486	0.94024	0.00483



Şekil 3.22: Eşitlik (3.15) ile modellenen sayısal ses kaydını temsil eden $\{x_6[n], n = 0, 1, \dots, 4095\}$ zaman serisinin dört farklı yöntemle elde edilen ZFG'leri: a) GKA, b) DKA, c) FAY-AYFT, d) FAY-YAFT, e) İGFAY-AYFT, f) İGFAY-YAFT.

Şekil 3.22'deki ZFG kestirimleri göz önünde bulundurularak değerlendirme yapıldığında, Tablo 3.3'deki sayısal değerlerden bazılarının yöntemlerin başarımını yansıtmadığı açıkça görülmektedir. Örneğin GKA ile elde edilen Şekil 3.22a'daki ZFG, işaret bileşenlerinin seçilememesi bağlamında oldukça belirsiz olmasına rağmen bu ZFG'den hesaplanan PSNR değeri, diğer yöntemlerle elde edilenlere oldukça yakındır. Dolayısıyla, daha önce de ifade edildiği gibi, bazı metrikler başarıım

değerlendirmesi için tek başına yeterli değildir. Diğer taraftan, Şekil 3.22'deki sonuçlarla uyumlu olarak Tablo 3.3'deki sayısal değerler karşılaştırıldığında, önerilen İGFAY yordamlarının PSNR ve SSIM açısından FAY yordamlarına çok yakın sonuçlar ürettiği, PC'de ise en iyi sonuçlara ulaştığı görülmektedir.

Bu bölümde verilen tüm örnekler göz önüne alındığında, İGFAY'ın öneriliş amacını tam olarak yerine getirdiği rahatlıkla söylenebilmektedir. İGFAY, zaman ve frekansta kesişen bileşenlere sahip gerçek ve yapay işaretleri başarıyla ayrıştırabilmiş ve FAY'a nazaran zaman ve frekans çözünürlüğü yüksek ZFG'lerin elde edilmesini sağlamıştır. İGFAY'ın FAY'a olan üstünlüğü, incelediği işaretleri çok daha fazla bileşene ayırması ve ayrıştırma için SF-İOBGS'leri kullanmasıdır. İGFAY'ın bu üstünlüğünün doğurduğu diğer bir sonuç; gürültüyü de çok fazla bileşene ayrıştırarak, gürültü enerjisinin ZFG arka planında erimesini sağlamasıdır. Hem nitel hem de nicel sonuçlar üzerinden FAY'ın başarımı değerlendirildiğinde, Hilbert tabanlı yöntemler içerisinde en iyi sonuçları üreten yöntemlerden biri olduğu aşikârdır. Ancak hem nitel hem de nicel sonuçlardan görüldüğü üzere, zaman ve frekansta kesişen bileşenlere sahip işaretlerin analizinde İGFAY yordamları ile daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Bunun dışındaki işaretlerde ise önerilen İGFAY yordamlarının FAY'ın başarısı tekrar ettiği görülmüştür. Başka bir ifadeyle, önerilen İGFAY yordamları her işaret türünde başarılı sonuçlar üretebilmektedir. İGFAY ile sağlanan bu üstünlüğün bedeli ise işaret ayrıştırma sürecinin FAY'a göre biraz uzun sürmesi ve ayrıştırma neticesinde ortaya çıkan analitik FTBF'ler arasındaki diklikten fedakârlık edilmesidir.

4. Benzetim Sonuçları: Biyomedikal İşaretlerin ZamanFrekans Analizi

Bu bölümde, biyomedikal işaretlerin analizinde İGFAY yordamlarının ZFA başarımlarını değerlendirmek ve FAY ile karşılaştırmak amacıyla MIT ve IEEE veri bankalarından temin edilen biyomedikal işaretler üzerinde çalışılmıştır. Bu bağlamda İGFAY ve FAY yordamları sırasıyla;

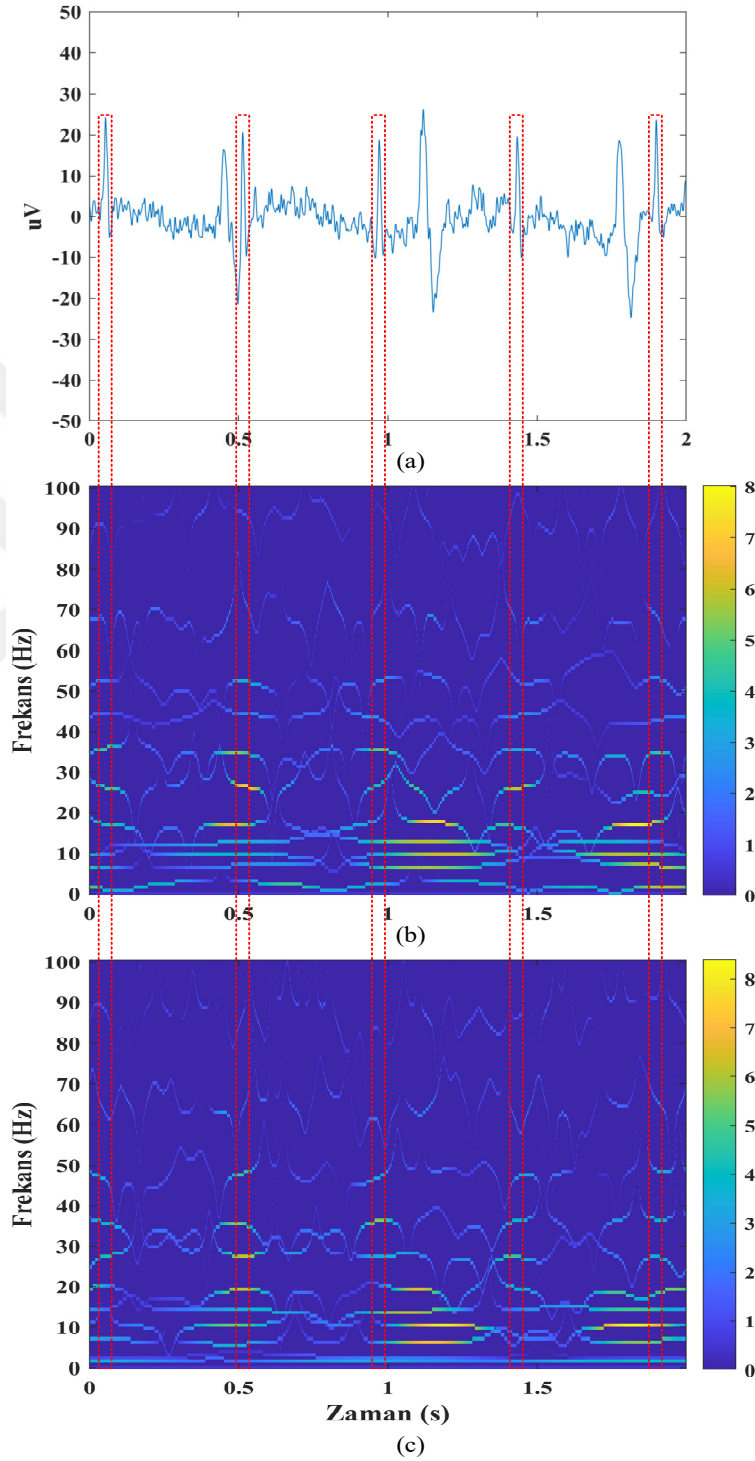
- sağlıklı bir ceninin anne karnı üzerinden toplanan ECG işareti,
- ani kalp ölümü öncesi kaydedilen bir ECG işareti,
- BBA için tasarlanmış bir sisteme ait yatay konum belirleme amaçlı toplanan bir EEG işareti,
- parmak hareketleri sırasında bilekten alınan bir EMG işareti

üzerine uygulanmış ve ZFA başarımları analizleri nitel (ZFG'ler, AEY ve MT dağılımları gibi) ve nicel (CM ve bileşen sayısı gibi) ölçütler üzerinden değerlendirilmiştir.

4.1 Cenine Ait ECG İşaretinin Analizi

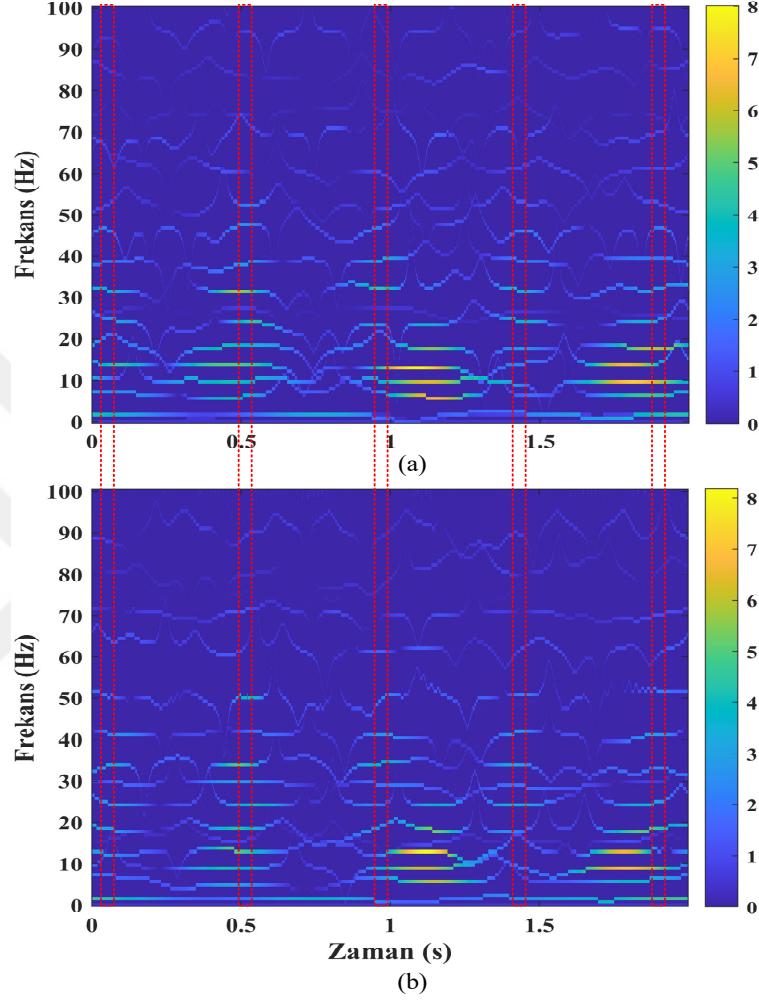
Sağlıklı bir gebelik için en önemli biyomedikal işaretlerden biri, cenin ECG'sidir. Ceninin normal koşullarda ortalama kalp atış hızı dakikada 120 ile 200 arasında olup Jezewski ve diğ. (2012)'nin çalışmasında, doğrudan anne karnı üzerinden elde edilen ECG'nin 10 – 40 Hz frekans bandında 20 μ V seviyelerinde etkin olduğu belirtilmiştir. Sağlıklı bir annenin ortalama kalp atış hızı ise yaşına bağlı olarak dakikada 60 ile 120 aralığında olup 20 – 40 Hz frekans bandında 200 μ V gerilim seviyelerine ulaşabilmektedir. Bu sebeple doğrudan anne karnı üzerinden alınan ECG'lerde anne ile cenine ait kalp atışlarını tamamen birbirinden ayırmak neredeyse imkânsızdır. Jezewski ve diğ. (2012), anne karnı üzerinden alınan ECG ile Doppler ultrasonu ile elde edilen cenin ECG'sini kıyaslayacak ve çok yüksek doğrulukla cenin ECG'sini belirleyebilecek bir ölçüm yöntemi önererek ulaşılmış olduğu ECG verilerini paylaşmıştır. Bu verilerin içerisinde gebenin karnının üst orta kısmından yani ceninin ECG'sinin en zor okunabileceği bölge üzerinden alınan, 1000 Hz örnekleme frekansına sahip 2 s'lik bir işaret Şekil 4.1a'da verilmiştir. Burada Doppler ultrasonu

ile eşzamanlı olarak elde edilen cenin ECG'sine ait kalp atışı bölgeleri kırmızı kesik çizgilerle işaretlenmiştir. İşaretsiz olmayan kalp atışları ise anneye ait olup; bu ECG işaretine ilişkin FAY-AYFT ve FAY-YAFT yordamlarının üretmiş olduğu ZFG sonuçları sırasıyla Şekil 4.1b ve c'de gösterilmiştir.



Şekil 4.1: Anne ve cenine (kırmızı kesik çizgiler) ait ECG işareti ve FAY yordamları ile elde edilen ZFG sonuçları: a) 1 kHz örnekleme frekanslı ECG işareti, b) FAY-AYFT, c) FAY-YAFT.

Şekil 4.1b ve c'deki ZFG'lerden görüldüğü üzere FAY, cenin ECG'sinin anne ECG'sinden farklı frekanslarda etkin olduğunu net bir biçimde gösterebilmektedir. FAY yordamlarının sonuçlarıyla karşılaştırma yapmak için İGFAY yordamlarının ZFA sonuçları Şekil 4.2a ve b'de verilmiştir.

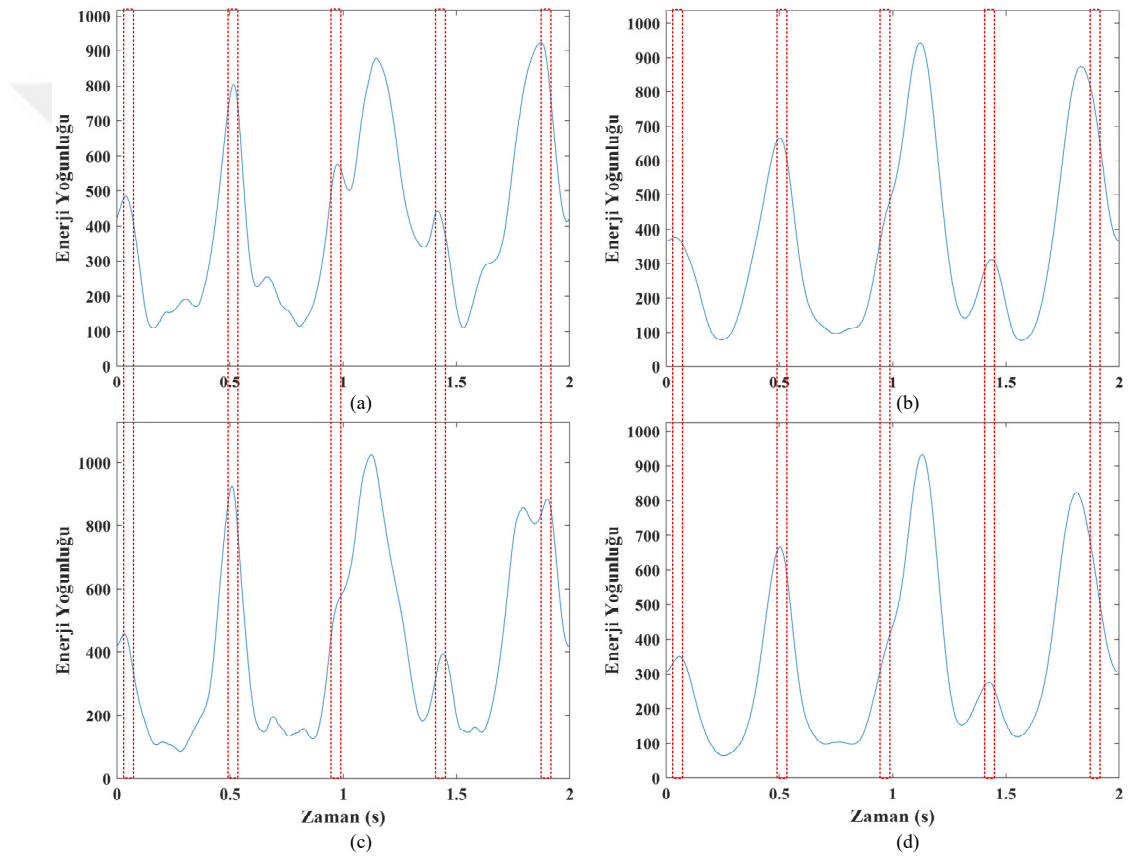


Şekil 4.2: Anne ve cenine (kırmızı kesik çizgiler) ait ECG işareti için İGFAY yordamlarının ürettiği ZFG sonuçları: a) İGFAY-AYFT, b) İGFAY-YAFT.

Önerilen yöntemin Şekil 4.2a ve b'deki ZFG sonuçlarından, 20 – 40 Hz frekans bandında cenine ait ECG değişiminin FAY'ın ürettikleriyle benzerlik arz ettiği; ancak, 0–20 Hz frekans bandında anneye ait ECG'nin zaman sınırlarının FAY ile elde edilenlere nazaran daha net olduğu görülmektedir.

Her iki yöntemin ürettiği ZFG sonuçları arasındaki farklılığı belirginleştirmek için Şekil 4.1b ve c'de FAY yordamları ve Şekil 4.2a ve b'de İGFAY yordamları ile elde edilen ZFG sonuçları üzerinden oluşturulan AEY dağılımları Şekil 4.3'te

verilmiştir. Şekil 4.3a ve c'deki FAY yordamlarına karşı düşen AEY dağılımları incelendiğinde birçok yerel tepe noktasının oluştuğu görülmektedir. Bununla birlikte cenine ait 2. kalp atışı enerji seviyelerinin anneye ait kalp atışı enerjisi seviyesine ayırt edilemez biçimde yakın olduğu fark edilmektedir. Diğer taraftan, İGFAY yordamlarının ZFG'lerinden elde edilen Şekil 4.3b ve d'deki AEY dağılımlarında anne ve cenin ECG'sine ait olmayan yerel tepe noktalarının oluşmadığı ve cenine ait 2. kalp atışı enerji seviyesinin anneye ait kalp atışı enerji seviyesinden ayrıştırılabildiği açıkça gözükmektedir. Ayrıca İGFAY yordamlarının AEY dağılımlarında, cenine ait ECG anne ECG'sine bindiği zaman ufak eğim farklarının oluştuğu gözlenmiştir.



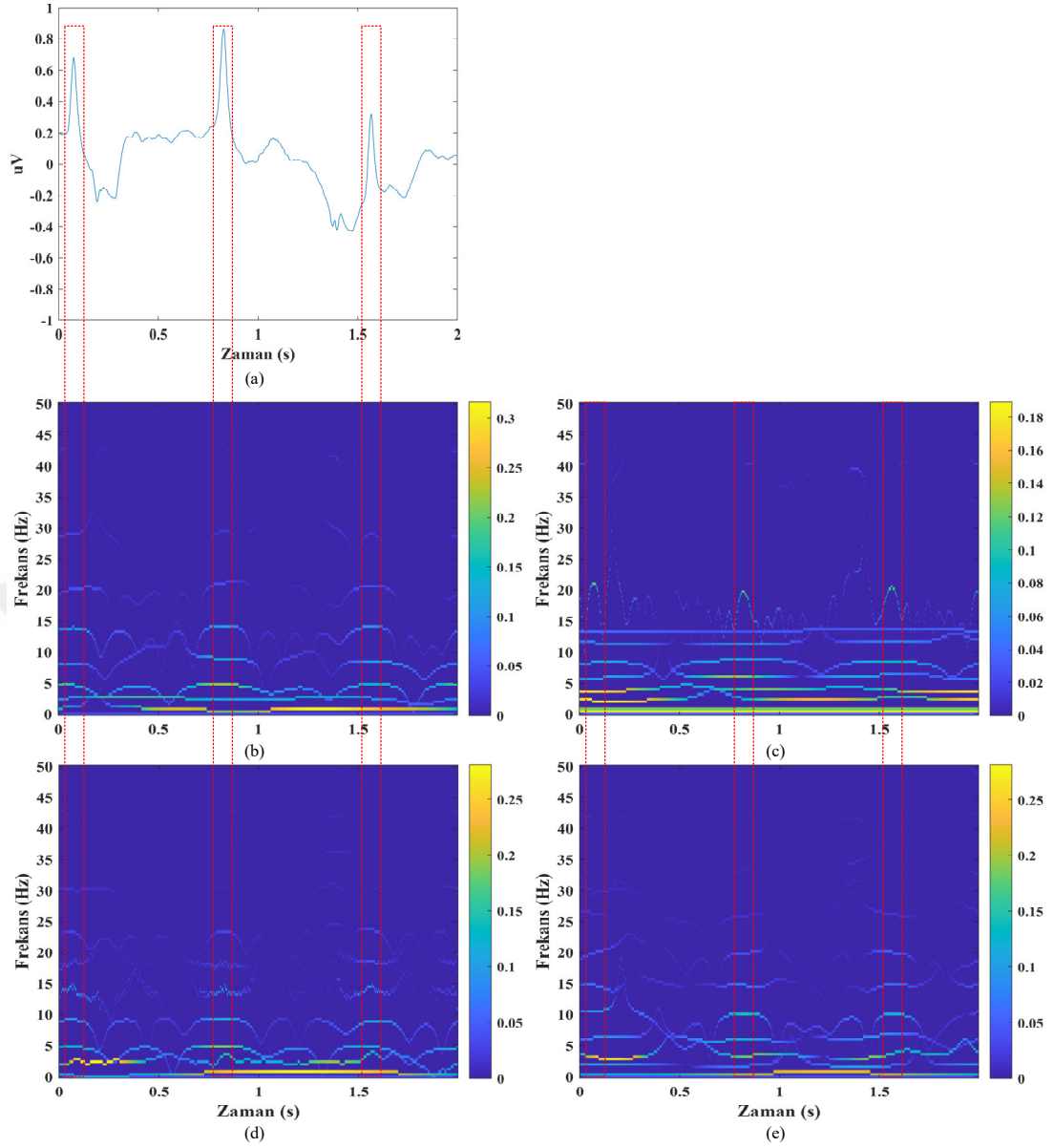
Şekil 4.3: Anne ve cenine (kırmızı kesik çizgiler) ait ECG işaretinin FAY ve İGFAY yordamları ile analizi sonucu elde edilen AEY dağılımları: a) FAY-AYFT, b) İGFAY-AYFT, c) FAY-YAFT, d) İGFAY-YAFT.

Şekil 4.1 ve 4.2'deki ZFG sonuçları üzerinden İGFAY ile FAY yordamlarının nicel olarak değerlendirilmesi amacıyla hesaplanan CM değerlerinin birbirlerine çok yakın olduğu görülmüştür. FAY-AYFT ve FAY-YAFT yordamları ulaşılan CM değerleri sırasıyla 0.01135 ve 0.01203 iken İGFAY-AYFT ve İGFAY-YAFT yordamları için CM değerleri sırasıyla 0.01185 ve 0.01181 olarak hesaplanmıştır.

Yöntemler arasındaki diğer bir nicel fark ise işaretten ayrıştırılan FTBF'lerin sayılarıdır. FAY-AYFT yordamı ECG işaretini 34 FTBF'ye ayrıştırırken FAY-YAFT yordamı 29 FTBF'ye ayırtmıştır. Önerilen yöntem ise yapısı gereği işaretleri FAY'dan çok daha fazla bileşene ayırtmaktadır. İGFAY-AYFT yordamı ile 88 FTBF elde edilirken, İGFAY-YAFT yordamı işareti 76 FTBF'ye ayırtmıştır. Biyomedikal işaretlerde makine öğrenmesi ve modelleme konusu halen üzerinde yoğun biçimde çalışılan güncel bir konudur. Bu konuda en önemli üç adım; modelin belirlenmesi, işaretin gürültüden arındırılması ve öznitelik çıkarımıdır. Henüz çok yeni bir yöntem olan FAY hem ECG işaretinin gürültüden arındırılmasında hem de öznitelik çıkarımında kullanılmaktadır (Singhal ve diğ. 2020, Fatimah ve diğ. 2020, Singh ve diğ. 2019) Bu kullanımlarda optimum FTBF sayısı hem gürültü süzme başarımını yükseltmekte hem de kullanılan modelin etkinliğini artırmaktadır. Önerilen yöntemde ise işaret dinamiklerini olabildiğince iyi yansıtan yüksek enerjili daha fazla bileşen elde edildiği için optimum FTBF sayısının belirlenebileceği geniş bir aralık tanımlanabilecektir. Önerilen yöntemin sunmuş olduğu bu esneklik sayesinde, uygun FTBF'lerin seçimi ile modelleme ve gürültü süzme gibi uygulamalarda tatmin edici sonuçlara ulaşılabileceği öngörülmektedir.

4.2 Ani Kalp Ölümü Sırasında Kaydedilen ECG İşaretinin Analizi

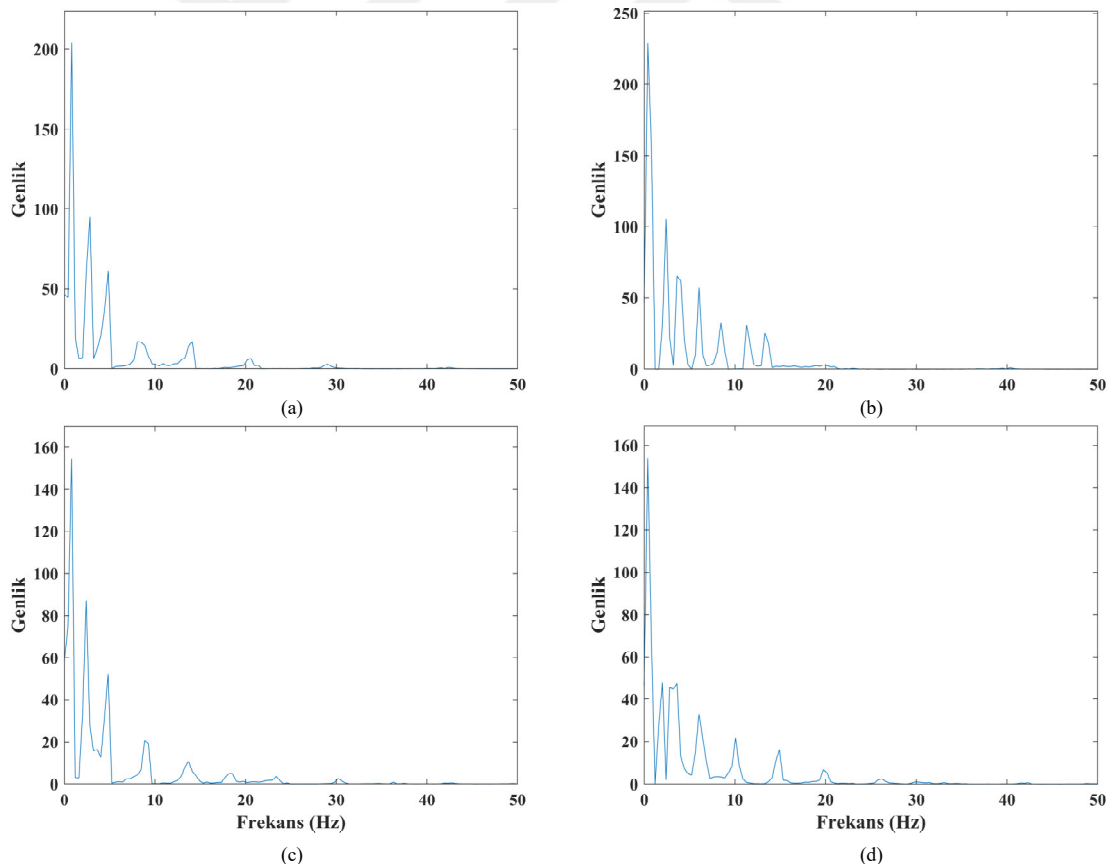
Kalp krizi kaynaklı ani ölümlerde kalp atışları dinamiği Smith ve Cohen (1984) tarafından kaos olarak tanımlanmıştır. Goldberger ve Rigney (1989), ani ölüme kalbin sinüs ritmine ek anormal aktivasyonların sebep olduğunu belirtmiştir. Bu bölümde Goldberger ve Rigney'in ani kalp ölümleri sırasında topladığı ECG verilerinden biri, FAY ve önerilen yöntem olan İGFAY'ın başarımlarını karşılaştırılmak amacıyla kullanılmıştır. Örnek veri, 43 yaşında ve tıbbi geçmişi ya da kullandığı ilaçlar bilinmeyen bir erkek hastanın ani kalp ölümü sırasında toplanmış ve 250 Hz örnekleme frekansı ile ayrıklaştırılmıştır. Hastaya ilişkin Şekil 4.4a'da verilen ECG davranışı, ilgili verinin ani kalp ölümünden tam 3 saniye önce alınan 2 saniyelik kısmın kesilmesi ile elde edilmiştir ve bu işarete FAY ve İGFAY yordamları uygulanarak ZFG'leri ve MT dağılımları incelenmiştir. Şekil 4.4b ve c'de FAY-AYFT ve FAY-YAFT sonucu elde edilen ZFG'ler, Şekil 4.4d ve e'de ise İGFAY sonuçları verilmektedir.



Şekil 4.4: Ani kalp ölümünden 3 s önce alınan ECG işaretinin FAY ve İGFAY yordamları ile analizi sonucu elde edilen ZFG'ler: a) ECG işareti, b) FAY-AYFT, c) FAY-YAFT, d) İGFAY-AYFT, e) İGFAY-YAFT. Kırmızı kesik çizgiler, kalp atışı belirteçidir.

Şekil 4.4'te verilen ZFG sonuçlarında 3. kalp atışının tepe noktası öncesi oluşan yüksek frekanslı bir etken gözükmemektedir. Ayrıca 2. ve 3. kalp atışları arasında alçak frekans bölgesinde ciddi bir enerji ortaya çıkmaktadır. ECG işaretinde oluşan bu anomaliler önerilen yöntem ile elde edilen ZFG'lerde (Şekil 4.4d ve e) daha net biçimde gözlemlenebilmektedir. Ayrıca FAY-YAFT sonucunda 13-15 Hz aralığında analizden kaynaklı yapay bir enerji bandının oluştuğu gözlenmektedir. Literatürdeki farklı yöntemlerle yapılan analizlerde, önerilen yöntemin ZFG'lerinde ve FAY-AYFT'nin ortaya çıkardığı ZFG'de gözükmediği için bu yapay bandın FAY-YAFT sonucu oluşan bir hata olması ihtimali ağır basmaktadır.

Goldberger ve Rigney'in teorisi ani kalp ölümlerinin kalbin normal sinüs ritmi dışında farklı frekanslarda ortaya çıkan etkilerle ilişkisini ortaya koymaktaydı. Bu teorinin ışığında FAY ve İGFAY'ı karşılaştırmak için Şekil 4.5'te MT dağılımları verilmektedir. Şekil 4.5a ve b'deki FAY sonuçları incelendiğinde işaret enerjisinin en yüksek noktası temel sinüs ritminde toplanmış, bu sebeple genlik seviyesinin 200'ü geçtiği gözlenmiştir. Ayrıca etkisi gözlenebilir harmonikler AYFT yordamı için 30 Hz'e ulaşmadan tamamlanmış, YAFT için 20 Hz'e ulaşmıştır. Şekil 4.5c ve d'de İGFAY sonucu elde edilen MT dağılımları incelendiğinde ise temel sinüs ritminde biriken enerji 150–160 aralığında kalmıştır. Ayrıca etkisi gözlenebilir harmonikler AYFT yordamı için 30 Hz'i bir miktar geçmiş, YAFT için 25 Hz'e ulaşmıştır. FAY ve İGFAY bu bağlamda kıyaslandığında İGFAY'ın AYFT yordamı ile daha fazla harmoniği ayrıştırmayı başardığı, YAFT yordamında ise eşit sayıda harmoniği daha yüksek frekanslarda ayrıştırdığı görülmektedir. Harmonikler arasındaki aralıkların daha geniş olması, sınıflandırma için bir avantaj olarak değerlendirilebilir.



Şekil 4.5: Ani kalp ölümünden 3 s önce alınan ECG işaretinin FAY ve İGFAY yordamları ile analizi neticesindeki ZFG'lerden oluşturulan MT dağılımları: a) FAY-AYFT, b) FAY-YAFT, c) İGFAY-AYFT, d) İGFAY-YAFT.

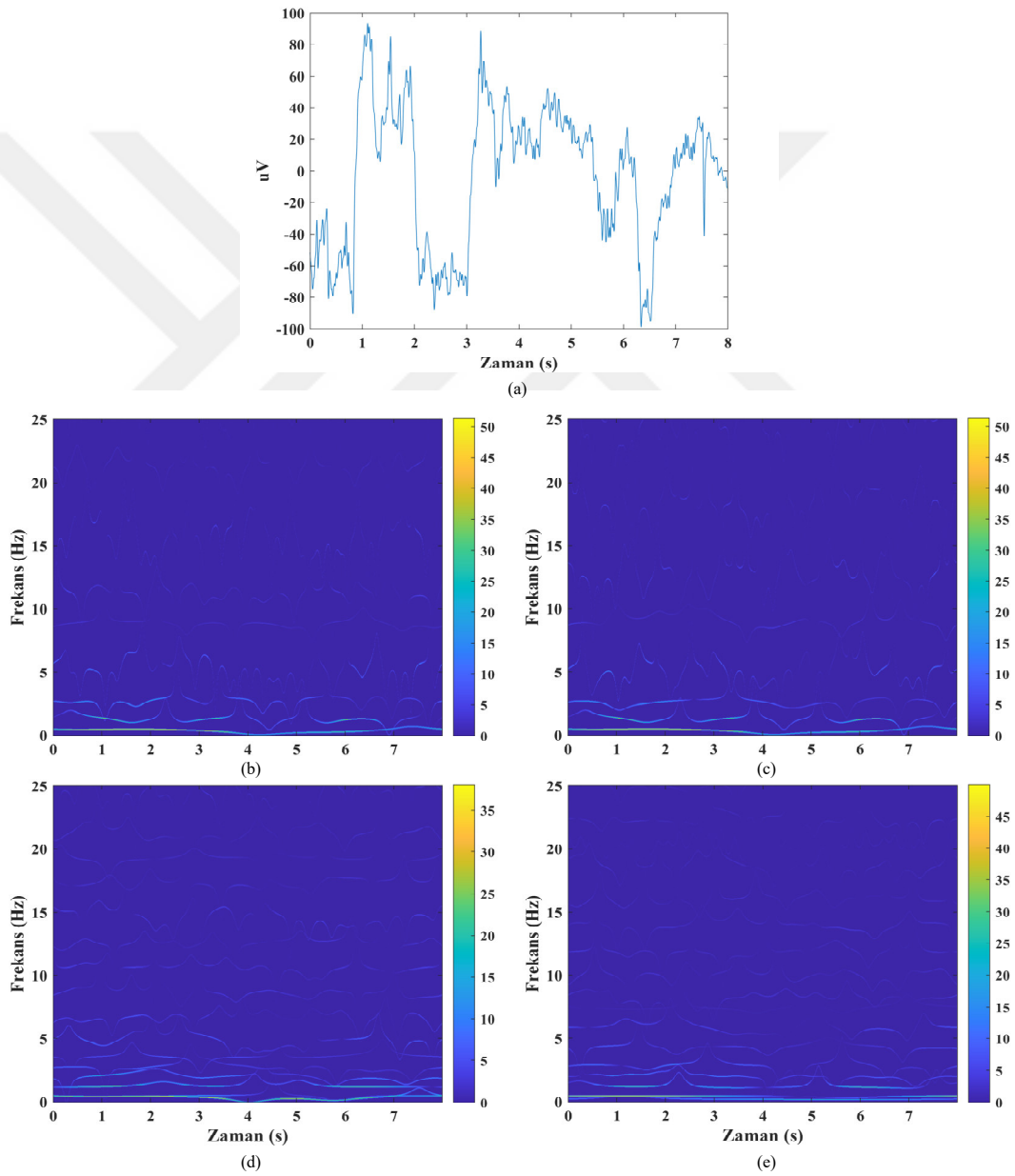
Ani kalp ölümü sırasında kaydedilen ECG işaretini, FAY-AYFT ve FAY-YAFT yordamları sırasıyla 20 ve 17 FTBF'ye ayırıştırırken İGFAY-AYFT ve İGFAY-YAFT yordamları sırasıyla 32 ve 36 FTBF'ye ayırıştırılmıştır. Önerilen İGFAY yordamlarının aynı işareti FAY yordamlarına nazaran daha fazla sayıda bileşen ile temsil etmesi dezavantaj gibi gözükmesine rağmen, geniş bir bileşen havuzunun oluşması çeşitli amaçlar (sınıflandırma, teşhis, gürültü süzme gibi) için bir esneklik sağlayabilecektir.

4.3 Nesne Konumu Algılama Sırasında Kaydedilen EEG İşaretinin Analiz

EEG işaretleri sağlık biliminde oldukça etkin kullanılmasına karşılık günümüzde hızla gelişen teknolojilerinden biri olan BBA'nın da temel taşıdır. Sağlıklı insan beyninin olaylara verdiği tepkiyi modelleyebilmek için kullanılan bu işaretler, yalnızca insan beyninden aldığı komutlarla ihtiyaçları karşılayacak makinalar üretilmesine olanak sağlamaktadır. Önerilen yöntemin başarımını test etmek amacıyla Matran-Fernandez ve Poli (2017) tarafından gerçekleştirilen BBA için nesnelere potansiyel konumlarını belirleyebilmek için yapılan çalışmalarda toplanan EEG verileri kullanılmıştır. Bu çalışmada Fernandez ve Poli, deneklere sabit resimler göstermekte ve bu resim üzerinde yatay yönde hareket eden bir uçak görüntüsünün hareketine karşılık EEG'lerdeki değişimi gözleyerek nesnenin konumunu belirlemeye çalışan bir BBA tasarlamışlardır. Oldukça başarılı sonuçlar alınan bu çalışmada, 2048 Hz örnekleme frekansı ile elde edilen EEG işaretlerinin 0.15 Hz ile 28 Hz aralığı dışında kalan bileşenleri süzölmüştür. Toplam süresi 251 s olan bu işaretler, hareketli nesnenin 0-640 aralığındaki piksellerde hareketini tamamlanması ile sona ermektedir. Yani yaklaşık her 0.4 s'de nesne 1 piksel ilerlemektedir. Yapılan çalışmada EEG örnekleri, 10-20 sisteminde elektrot yerleşimi olan 8 kanallı bir sistem ile alınmaktadır. Önerilen yöntemin FAY ile kıyaslanması amacıyla yalnızca kafatasının sol arka kısmından alınan (PO3) 8 s uzunluklu örnek EEG kullanılmıştır (Şekil 4.6a).

İncelenen örnek EEG işaretinin ilk 8 s uzunluklu parçası hareketli nesnenin yatay yönde 20 piksellik bir hareketi tamamladığı zaman aralığına karşı düşmektedir. Şekil 4.6b ve c'de sırasıyla FAY-AYFT ve FAY-YAFT yordamları ile elde edilen

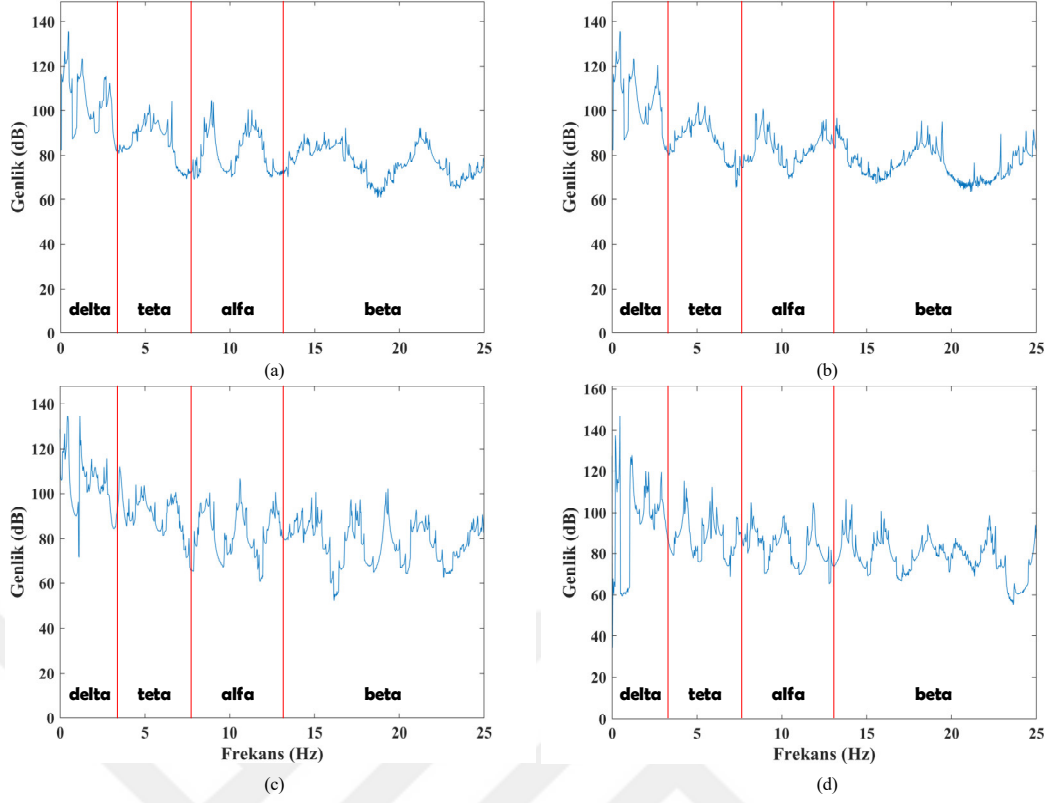
ZFG sonuçları gösterilmiştir. Doğası gereği FAY, frekansları birbirine çok yakın olan bileşenleri ayırtıramamaktadır. Önerilen yöntem ise FAY'ın bu kip karıştırma probleminden çok daha az etkilenmektedir. İGFAY'ın bu başarısı, Şekil 4.6d ve e'deki ZFG sonuçlarından da çok net biçimde görülmektedir. Önerilen yöntem, özellikle enerjisi yüksek olan düşük frekans bölgesinde FAY'a nazaran çok daha fazla bileşen elde edilmesini sağlamaktadır. Unutulmamalıdır ki EEG üzerinde ayrıştırılan her bir bileşen, beynin çalışma biçimi ve mental problemlerle ilgili yeni bilgilere ulaşılmasını sağlayacak potansiyele sahiptir.



Şekil 4.6: Sabit arka plan üzerinde yatay yönde 20 piksel kayan nesneye odaklanan denegin PO3 elektrotundan alınan EEG işareti ve bu işaretin analizi sonucu elde edilen ZFG'ler: a) EEG işareti, b) FAY-AYFT, c) FAY-YAFT, d) İGFAY-AYFT, e) İGFAY-YAFT.

Beyinden toplanan EEG işaretleri delta dalgaları (< 3.5 Hz), teta dalgaları (3.5 Hz – 7.5 Hz), alfa dalgaları (7.5 Hz – 13 Hz), beta dalgaları (13 Hz – 30 Hz) ve gama dalgaları (> 30 Hz) olmak üzere beş temel sınıfta incelenmektedir. Bu sınıfların frekans sınırları tüm memelilerde büyük farklılıklar gösterirken; insanlarda ise yaşa, cinsiyete ve çevresel etmenlere bağlı olarak küçük farklılıklar gösterebilmektedir. İlk kez Hans Berger tarafından 1924 yılında kaydedilen ve 7.812–13.28 Hz frekans bandında etkin olduğu için alfa dalgaları veya Berger dalgaları olarak adlandırılan insana ait EEG dalgaları (İnce ve diğ. 2020), teknolojinin gelişmesi ile farklı frekans bantlarının da okunabilmesi sonucu günümüzdeki halini almıştır. Şimdiye kadar edinilen bilgiler çerçevesinde delta dalgalarının en yavaş ve enerjisi en yüksek dalgalar olduğu, ayrıca yetişkinlerde sürekli zamanlı görevlerin yerine getirilmesi sırasında, bebeklerde ise sürekli olarak ortaya çıktığı söylenebilmektedir (Gerrard ve Malcolm 2007). Şekil 4.6b-e’de verilen ZFG sonuçları bu teoriyi desteklemektedir. Delta dalgalarının enerjisinin yüksekliği dikkate alındığında hem delta bölgesindeki bileşenlerin hem de diğer bölgelerdeki bileşenlerin MT dağılımlarının daha etkin gözlenebilmesi ve önerilen yöntem ile FAY arasındaki farklılıkların belirginleşmesi için Şekil 4.7’deki MT dağılımları desibel (dB) cinsinden verilmiştir.

MT dağılımlarından görüldüğü üzere, önerilen yöntem EEG dalga formu içerisindeki her bir enerji bandını (delta, teta, alfa, beta) daha fazla bileşene ayrıştırabilmektedir. Örneğin FAY iki yordamda da delta dalgaları içerisinde 3 adet tepe noktası işaretleyebilmesine rağmen, önerilen yöntemde bu sayı 4’e ulaşmaktadır. Her bir frekanstaki enerjinin beyindeki farklı nöron aktivitelerini gösterdiği düşünüldüğünde önerilen yöntemin tüm EEG bantlarında daha fazla frekansı ayrıştırmayı başardığı görülmektedir. Ayrıca EEG dalgalarının birbirlerinden ayrıştığı kabul edilen noktalarda enerjinin ortaya çıkması, ilgili bileşenin hangi dalga sınıfına ait olduğunun anlaşılmasını güçleştirecektir. Şekil 4.7b’de FAY-YAFT yordamı ile elde edilen ZFG’ye ait MT dağılımında alfa dalgaları ile beta dalgaları arasındaki sınır oldukça zayıftır. Alfa dalgaları gözlerin kapatılması, rahatlama gibi aktivitelerde ortaya çıkarken beynin farklı yerlerindeki engellemelerini kontrol etmektedir. Daha hızlı olan beta dalgaları ise aktif düşünme, stresli ve yoğun aktiviteler ve hafif takıntılı süreçleri belirtmekte, yüksek uyanıklık ve endişe gibi duyguların varlığını göstermektedir. Yani bu iki dalga sınıfının başarılı bir ZFG’de birbirlerinden olabildiğince keskin biçimde ayrıştırılması, yöntemin başarımı için oldukça elzemdir.



Şekil 4.7: Sabit arka plan üzerinde yatay yönde 20 piksel kayan nesneye odaklanan deneğin PO3 elektrotundan alınan EEG işaretine ait MT dağılımları: a) FAY-AYFT, b) FAY-YAFT, c) İGFAY-AYFT, d) İGFAY-YAFT. Kırmızı kesik çizgiler, EEG işaretindeki frekans bandı belirteçleridir.

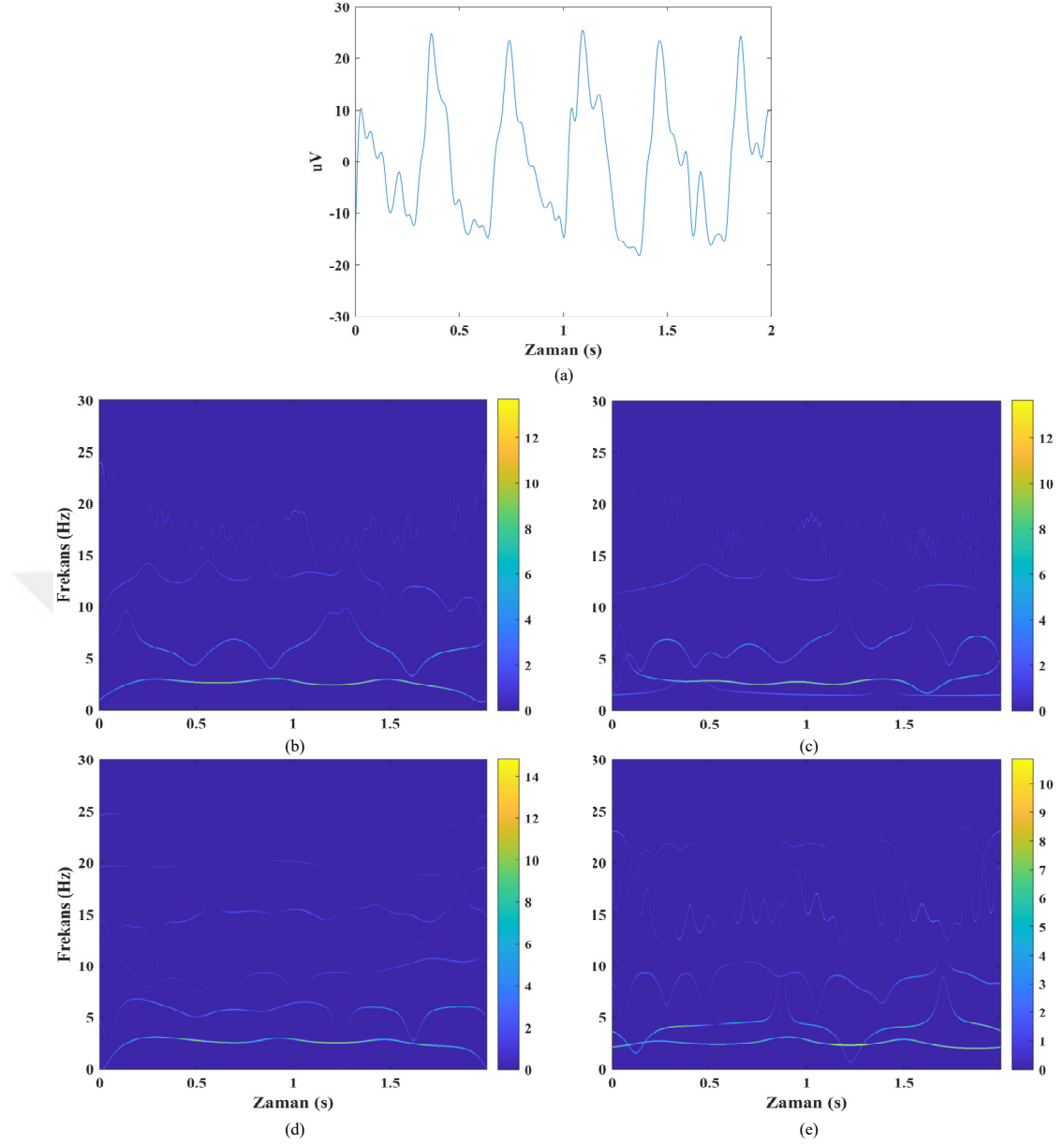
Şekil 4.6'daki ZFG sonuçları üzerinden İGFAY ile FAY yordamlarının nicel olarak değerlendirilmesi amacıyla hesaplanan CM değerlerinin ECG işaretleri için bulunanlardan daha düşük olduğu görülmüştür. FAY-AYFT ve FAY-YAFT yordamları ulaşılan CM değerleri aynı olup 0.00405 olarak elde edilirken İGFAY-AYFT ve İGFAY-YAFT yordamları için CM değerleri sırasıyla 0.00321 ve 0.00368 olarak hesaplanmıştır. Diğer taraftan, ECG işaretlerine nazaran her iki yöntemin EEG işaretinden ortaya çıkardığı bileşen sayısında ciddi bir artış olmuştur. FAY-AYFT ve FAY-YAFT yordamları işareti sırasıyla 266 ve 107 FTBF'ye ayrıştırırken, İGFAY-AYFT ve İGFAY-YAFT yordamları işareti sırasıyla 402 ve 270 FTBF'ye ayrıştırmıştır. Bu kadar yüksek bileşen sayılarının elde edilmesinin sebebi, incelenen işaretin BBA çalışmaları için tasarlanmış bir cihazdan yüksek hızda örneklenerek elde edilmesidir. İncelenen işaretin 2048 Hz örnekleme hızı 8 s'lik süreçte 16384 örnek sayısına ulaşılmasını sağlamıştır. En sık kullanılan EEG örnekleme hızı 256 Hz olduğu için, EEG işaretlerinin analizinde bu denli yüksek bileşen sayıları elde edilmeyecektir. Ama ECG işaretlerinde olduğu gibi önerilen yöntem, incelenen EEG işaretini de FAY'a nazaran daha fazla bileşene ayrıştırmıştır. Hem gürültü süzme hem de

modelleme amacıyla öznitelik elde edilmesi işleminde FAY'ın ciddi başarımlar sağladığı (Mehla ve diğ. 2020^{a,b,c}, Singh ve diğ. 2016) göz önünde bulundurulduğunda, İGFAY yordamları ile işareten ayrıştırılan bileşenlerden baskın olanlarının seçimi ile işaret dinamiğini olabildiğince iyi yansıtacak şekilde bu tür problemlerin çözümünde fayda sağlayacağı beklenebilir.

4.4 Parmak Hareketleri Sırasında Alınan EMG İşaretinin Analizi

Hastalıkların teşhisinden, sporcuların teknik analizlerine, iyileşme süreçlerinin ve fiziksel bozulma hızlarının tespitine kadar çok geniş bir yelpazede etkin biçimde kullanılan önemli bir biyomedikal işaret de EMG'dir. Genel olarak kasların kasılıp gevşemesi elektriksel bir aktivite olduğu için, yüzey üzerinden birçok kasla ilgili EMG işareti almak mümkündür. Dwivedi ve diğ. (2020) tarafından yapılan güncel bir çalışmada beş farklı görevde sekiz farklı kasta alınan yüzey EMG'leri ile elin kinematik modelleri arasındaki ilişkiler incelenmiştir. Önerilen yöntemin başarısını test etmek için, bu çalışmada kullanılan EMG'lerden biri örnek olarak seçilerek ulaşılan ZFG sonuçları FAY ile karşılaştırılmıştır. Seçilen örnek, 5 parmağın eş zamanlı olarak kapanıp açılması sırasında bileğin uzun ekstensor kası üzerinden alınan 2 s uzunluğundaki bir işarettir. Örnekleme frekansı 2 kHz olan ve 4000 örnekten oluşan bu işaret süresince bir elin tüm parmakları normal bir hızda beş kez eşzamanlı kapanıp açılmıştır. Kullanılan EMG işaretinin değişimi Şekil 4.8a'daki gibidir.

FAY ve İGFAY yordamlarının EMG işareti üzerine uygulanması durumunda elde edilen ZFG sonuçları Şekil 4.8b-e'de verilmiştir. Bu sonuçlardan görüldüğü üzere yalnızca Şekil 4.8d'deki İGFAY-AYFT yordamının ürettiği ZFG'de 5 Hz bölgesinde tam 5 tepe değerli bir dalga olduğu görülmektedir. Bu bileşenin davranışı parmakların kapanıp açılma hareketi olarak yorumlanabilir. Benzer bir etki, Şekil 4.8e'de verilen İGFAY-YAFT sonucunun 0-5 Hz aralığındaki bileşenlerin genliklerinde de gözlemlenebilmektedir. Ayrıca Şekil 4.8b ve c'de verilen FAY yordamlarının ZFG'lerinde 15-20 Hz aralığında frekansı oldukça değişken olan bileşenler ortaya çıkmış ve 20 Hz üzerinde herhangi bir etkin enerjiye sahip bileşenin olmadığı görülmektedir. Diğer taraftan, İGFAY yordamlarının ürettiği ZFG'lerde ise 15 Hz üzeri bantlarda birçok etkin bileşen ortaya çıkmıştır.

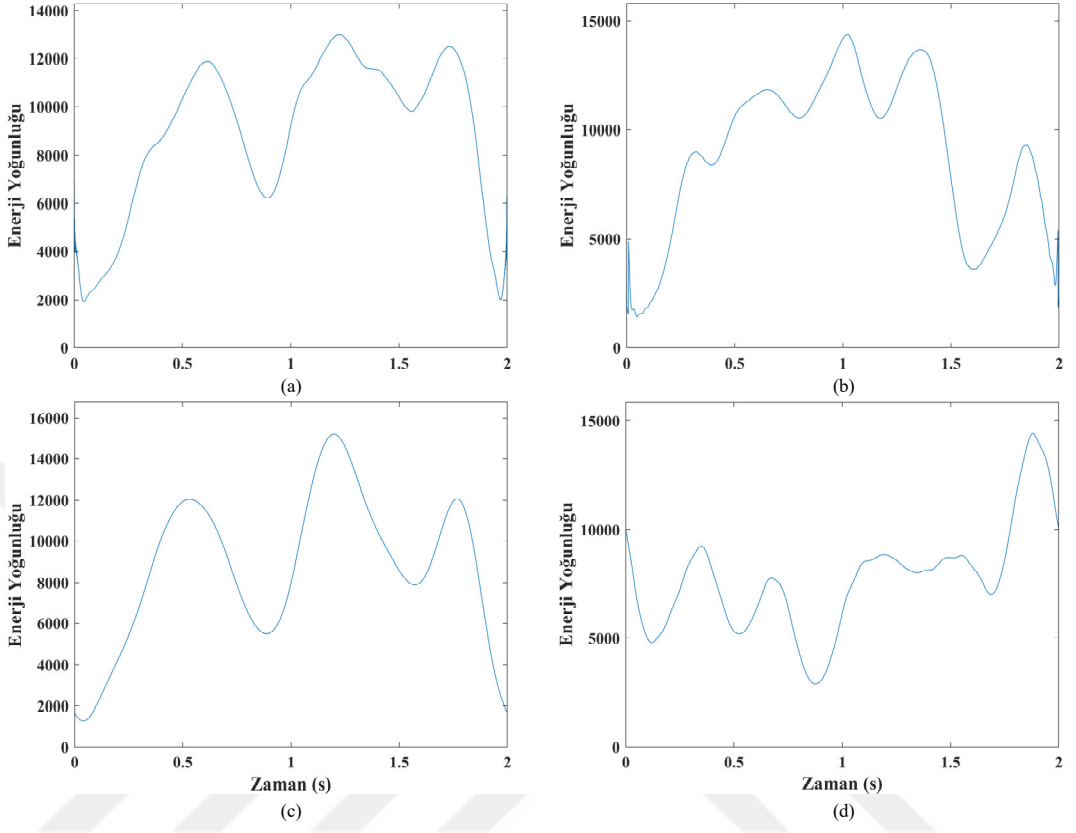


Şekil 4.8: Parmakların eş zamanlı olarak kapanıp açılması sırasında bileğin uzun ekstensor kası üzerinden alınan EMG işareti ve bu işaretin analizi sonucu elde edilen ZFG'ler: a) EMG işareti, b) FAY-AYFT, c) FAY-YAFT, d) İGFAY-AYFT, e) İGFAY-YAFT.

Önerilen yöntemin EMG işaretinin analizindeki başarımını daha net biçimde görebilmek için AEY dağılımları Şekil 4.9'da verilmiştir. Burada beş ardışık parmak hareketi için en uygun dağılımı İGFAY-YAFT'nin sağladığı görülmektedir (Şekil 4.9d). Buna en yakın sonuç ise FAY-YAFT'nin Şekil 4.9b'deki AEY dağılımıdır.

İGFAY ile FAY yordamlarının nicel olarak değerlendirilmesi amacıyla Şekil 4.8'deki ZFG sonuçları üzerinden CM değerleri hesaplatılmıştır. FAY-AYFT ve FAY-YAFT yordamları ile ulaşılan CM değerleri birbirine çok yakın olup sırasıyla 0.00825

ve 0.00827 olarak bulunurken İGFAY-AYFT ve İGFAY-YAFT yordamları ile ulaşılan ZFG'lerden CM değerleri sırasıyla 0.00864 ve 0.00708 olarak hesaplanmıştır.



Şekil 4.9: Parmakların eş zamanlı olarak kapanıp açılması sırasında bileğin uzun ekstensor kası üzerinden alınan EMG işaretine ait AEY dağılımları: a) FAY-AYFT, b) FAY-YAFT, c) İGFAY-AYFT, d) İGFAY-YAFT.

Her iki yöntemin işareti ayırttığı FTBF sayılarının ise FAY-AYFT ve FAY-YAFT yordamları için 9, İGFAY-AYFT için 63, İGFAY-YAFT için 28 olarak elde edilmiştir. İncelenen diğer biyomedikal işaret örneklerinde olduğu gibi, İGFAY yordamları işareti birbir temsil etmek için daha fazla bileşen ortaya çıkarmıştır. Esas itibarıyla az sayıdaki bileşenle işaretin temsil edilmesi daha kabul edilebilir bir yaklaşımdır. Diğer taraftan, İGFAY'ın çok sayıda bileşen ile işaret temsili anlamında dezavantaj gibi gözükse de bu durum avantaja dönüştürülebilir. Ani frekansları kesişen işaretlerin zaman-frekans analizinde başarımlı dikkate alındığında İGFAY yordamları ile işaretin ayrıştırılması neticesinde ortaya çıkan çok sayıda FTBF'lerden en önemlilerini kullanarak işaret ile ilgili daha doğru değerlendirmeler yapılabilir.

5. Sonular

Gabor yaklaşımı ile ortaya ıkan Fourier tabanlı ZFA yntemlerinin uzunca bir sre en nemli motivasyonu, Gabor-Heisenberg Belirsizliđi ile aıklanan öznrlk probleminin ortadan kaldırılmasıdır. Bu amala geliřtirilen yntemler, sistemlere zg optimum parametrelerin seilmesi sorunu ile karřı karřıya kalmaktadır. HD'nin ZFA'da kullanılmasıyla birlikte, öznrlk artık bir problem olmaktan ıkmıř; asıl sorun, iřaretleri anlık frekansları belirlenebilen uygun bileřenlere ayırmak haline gelmiřtir. Bu srete literatrde en nemli geliřme olan GKA ise bileřenlere ayırma srecinde kip karıřtırma problemi ile karřı karřıya kalmaktadır. Bu durumda ZFA'nın gnmzde;

- Fourier tabanlı yntemler,
- parametrik yntemler,
- Hilbert tabanlı yntemler,
- melez yntemler

olarak geliřtirilmeye devam ettiđi sylenebilir.

Tez kapsamında nerilen İGFAY, Hilbert tabanlı en gncel yntem olan FAY kapsamında yapılan alıřmalar sonucunda hem HHD hem de FAY'ın stn yanlarını bir araya getirme ve eksiklerini kapatma fikrinden ortaya ıkmıřtır. Bu bađlamda İGFAY, FAY'ın genelleřtirilmiř biimi olarak ifade edilebilir. FAY, SF-İBGS'ler aracılıđıyla tek bir frekans bandından tek bir bileřen ıkarabilmektedir. Bunun aksine İGFAY, SF-İOBGS'leri kullanarak aynı frekans bandında etkisi olan birden fazla bileřeni ayırabilme yeteneđine sahiptir. Bylelikle FAY'ın, bileřenleri anlık frekansta keřiřen iřaretleri analiz edememe kısıtı ařılabilmiřtir. nerilen İGFAY'ın bel kemiđini oluřturan SF-İOBGS'ler, her seferinde anlık frekansın pozitifliđini ve iřaret geri atımının eksiksiz biimde yapılabilmesini garanti edecek řekilde tasarlanarak iki farklı yordam nerilmiřtir.

Tasarlanan İGFAY yordamları ayrıca SF-İOBGS'lerin belirlenmesi srecinde kk deđerli, nceden tanımlanmıř bir sabite gerek duymaktadır. Fakat bu her problem iin deđiřiklik gsterecek, en iyi deđerinin bulunması gereken bir deđerken deđerildir. Yapılan gereklemedelerde bu sabitin 10^{-3} 'ten daha kk ayarlanmasının

yalnızca işlem yükünü artırdığı; elde edilen ZFG'lerde önemli değişikliklere sebep olmadığı gözlemlenmiştir. Yani örnek sayısından ve incelenen işaretin üretildiği sistemden bağımsız olarak bu sabitin 10^{-3} olarak kabul edilmesi yeterli olacaktır.

Tez kapsamında İGFAY'ın hem FAY'ın yetersiz kaldığı durumlarda tasarım amacını yerine getirdiği hem de kesişen frekanslara sahip olmayan işaretlerin analizinde FAY ile çok yakın sonuçlar üreterek tüm işaretlerde rahatlıkla kullanılabilceği, yapay ve gerçek işaretler üzerinden ayrıntılı olarak gösterilmiştir. Ayrıca sonuçlar Hilbert tabanlı HHD ve DKA ile de karşılaştırılarak önerilen yöntemin ciddi başarımlar sağladığı gözlemlenmiştir.

FAY'ın aksine, İGFAY tarafından işaretten ayrıştırılan FTBF'ler arasındaki diklik kaybolmaktadır. Başlangıçta olumsuz gibi gözükten bu durum, SF-İOBGS'lerin karakteristiklerinin bir sonucu olup; bu durum sayesinde FTBF'ler birbirleriyle ilişkili hale getirilmiştir. FTBF'lerin bu durumunun, bileşenler arasında ilişkilerin incelenmesini mümkün kılacağı için farklı çalışma alanlarının önünü açması bağlamında bir katkı sunabileceği değerlendirilmektedir.

İGFAY için olumsuz gibi görünen bir diğer önemli husus ise analiz ettiği işareti FAY'a oranla daha fazla bileşene ayrıştırmasıdır. Bu durum işlem yükünü artırmakta ve hem bellek kullanımını hem de ZFG'lerin haritalandırılmasını zorlaştırmaktadır. Esas itibariyle az sayıdaki bileşenle işaretin temsil edilmesi daha kabul edilebilir ve tercih edilen bir durumdur. Ancak, İGFAY'ın çok sayıda bileşen ile işaret temsili anlamında olumsuz gibi gözükten bu durum bazı uygulamalarda avantaj sağlayabilir. İşaret karakteristiğini yansıtan farklı enerji dağılımlarına sahip çok sayıda FTBF'den en önemli olanlarının kullanımı; sınıflandırma, gürültü süzme, tanıma ve makine öğrenmesi temelli birçok çalışma için yeni özneliklerin çıkarılmasına olanak sağlayabilir.

Tez kapsamında, önerilen yöntemin gerçek dünya işaretlerinin analizindeki başarımlarını gözlemek amacıyla çeşitli biyomedikal işaret türleri ile benzetim çalışmaları gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçlar nitel ve nicel olarak değerlendirilmiştir. Özellikle İGFAY için olumsuz olarak görülen bileşen sayısının artması ve bileşenler arasındaki ilişkisizliğin ortadan kaldırılması, daha ayrıntılı ZFG'lerin oluşturulmasına olanak sağlamıştır.

FAY'ın genelleştirilmiş formu olarak türetilen İGFAY, önerilen iki farklı yordamın ötesinde farklı yollarla SF-İOBGS üretilmesi için bir kapı açmaktadır. Bu sayede hem ZFG'lerin hem de problem temelli bileşenlerin üretilmesi için farklı yordamların geliştirilmesi mümkün hale gelmektedir. Örneğin EEG analizlerinde yalnızca tek bir dalga türünün kişiye özel frekans sınırlarının belirlenmesi ve yalnızca o dalga türünde detaylı analizlerin alınması için özelleştirilmiş algoritmaların tasarlanması mümkündür. Benzer biçimde EMG işaretlerinde kasların birbirleri ile olan kinematik bağlarının çoğu bilinmektedir. Bu bağların hangi zaman ve frekans aralıklarında ortaya çıktığını belirleyerek bu aralıklar dışında kalan bölgelere odaklanacak şekilde özelleştirilen algoritmalar oluşturulabilecektir.

Önerilen yöntemin olumsuz yanını oluşturan işlemsel karmaşıklık sorununun çözülmesinde ise tez kapsamında verilen yordamlarla aynı sonuçları üreten farklı yaklaşımlar kullanmak mümkündür. Gelecekte bu yöntemler üzerine çalışmalar yapılarak işaret ayrıştırma sürecinin etkin biçimde hızlandırılması öncelikli amaçtır. Çünkü teknolojinin ilerlemesi işlem hızında artış imkânı sunmasına karşılık, sistemlerden alınan işaretlerin çözünürlüklerinin ve örnek sayılarının artmasına da yol açmaktadır. Yani işlemsel karmaşıklık azaltılmadığı sürece ihtiyaçlar, işlem hızıyla yakın biçimde artacak, önerilen yaklaşımın pratikliği sabit kalacaktır.

Önerilen İGFAY çerçevesinde geliştirilen iki algoritmanın (EK C), FAY algoritmalarının (EK B) ve GKA'nın (EK A) MATLAB kodları EKLER bölümünde sunulmuştur.

Sonuç olarak, İGFAY'ın doğrusal olmayan ve zamanla değişen sistemlerden alınan işaretlerin ve tabii ki bu kapsamda biyomedikal işaretlerin analizi için mevcut yöntemlere bir alternatif olabileceği ve FAY'a yeni bir bakış açısı sağlayabileceği beklenmektedir.

6. KAYNAKLAR

Bedrosian, E., "The analytic signal representation of modulated waveforms.", *Proceedings of the IRE*, 50(10), 2071-2076, (1962).

Boashash, B., "Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal. I. Fundamentals.", *Proceedings of the IEEE*, 80 (4), 520-538, (1992).

Boashash, B., "Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal. II. Algorithms and applications.", *Proceedings of the IEEE*, 80 (4), 540-568, (1992).

Cerutti, S. and Marchesi, C. (Eds.), *Advanced methods of biomedical signal processing (Vol. 27)*. John Wiley & Sons, (2011).

Chu, P. C., Fan, C. and Huang, N., "Compact empirical mode decomposition: an algorithm to reduce mode mixing, end effect, and detrend uncertainty.", *Advances in Adaptive Data Analysis*, 4 (03), 1250017, (2012).

Cizek, V., "Discrete Hilbert transform.", *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, 18 (4), 340-343, (1970).

Claasen, T. A. C. M., and Mecklenbrauker, W. F. G., "The Wigner distribution—A tool for time-frequency signal analysis.", *Philips J. Res*, 35 (3), 217-250, (1980).

Cohen, D., "Magnetoencephalography: evidence of magnetic fields produced by alpha-rhythm currents.", *Science*, 161 (3843), 784-786, (1968).

Cohen, L., "Generalized phase-space distribution functions.", *Journal of Mathematical Physics*, 7 (5), 781-786, (1966).

Cohen, L., "Time-frequency distributions-a review", *Proceedings of the IEEE*, 77 (7), 941-981, (1989).

Cohen, L., *Time-frequency analysis*, Prentice hall, 93-112, (1995).

Cura, O. K., Atli, S. K., Türe, H. S. and Akan, A., "Epileptic seizure classifications using empirical mode decomposition and its derivative." *BioMedical Engineering OnLine*, 19 (1), 1-22, (2020).

Daubechies, I., Ten lectures on wavelets., *Society for industrial and applied mathematics*, (1992).

Deprem, Z. and Cetin, A. E., "Cross-term-free time–frequency distribution reconstruction via lifted projections.", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 51 (1), 479-491, (2015).

Dou, C. and Lin, J., "Extraction of fault features of machinery based on Fourier decomposition method.", *IEEE Access*, 7, 183468-183478, (2019).

Dragomiretskiy, K. and Zosso, D., "Variational mode decomposition.", *IEEE transactions on signal processing*, 62 (3), 531-544, (2013).

Du, Y., Chen, Y., Meng, G., Ding, J. and Xiao, Y., "Fault Severity Monitoring of Rolling Bearings Based on Texture Feature Extraction of Sparse Time–Frequency Images.", *Applied Sciences*, 8 (9), (2018).

Dwivedi, S. K., Ngeo, J. G. and Shibata, T., "Extraction of Nonlinear Synergies for Proportional and Simultaneous Estimation of Finger Kinematics.", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, (2020).

Elbi, M. D. and Kizilkaya, A., "Optimal signal reconstruction based on the Fourier decomposition method.", *In 2017 10th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO)* (pp. 1151-1155). IEEE, (2017).

Elbi, M. D., and Kizilkaya, A., "Multicomponent signal analysis: Interwoven Fourier decomposition method.", *Digital Signal Processing*, 102771, (2020).

Fatimah, B., Singh, P., Singhal, A. and Pachori, R. B., "Detection of apnea events from ECG segments using Fourier decomposition method.", *Biomedical Signal Processing and Control*, 61, (2020).

Flandrin, P., "Time-frequency/time-scale analysis.", *Academic press*, (1998).

Gabor, D., "Theory of communication. Part 1: The analysis of information", *Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part III: Radio and Communication Engineering*, 93 (26), 429-441, (1946).

Gerrard, P. and Malcolm, R., "Mechanisms of modafinil: a review of current research.", *Neuropsychiatric disease and treatment*, 3 (3), 349, (2007).

Goldberger, A. L. and Rigney, D. R., "On the non-linear motions of the heart: Fractals, chaos and cardiac dynamics.", *In Cell to Cell Signalling* (pp. 541-550), Academic Press, (1989).

Graps, A., "An introduction to wavelets.", *IEEE computational science and engineering*, 2 (2), 50-61, (1995).

Grenier, Y., "Time-dependent ARMA modeling of nonstationary signals." *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 31 (4), 899-911, (1983).

Grossmann, A. and Morlet, J., "Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape." *SIAM journal on mathematical analysis*, 15 (4), 723-736, (1984).

Hahn, S. L., Hilbert transforms in signal processing (Vol. 2). *Boston: Artech House*, (1996).

Hall, M., Oppenheim, A. V. and Willsky, A., "Time-varying parametric modeling of speech.", *In 1977 IEEE Conference on Decision and Control including the 16th Symposium on Adaptive Processes and A Special Symposium on Fuzzy Set Theory and Applications*, 1085-1091, (1977).

Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, H. H., Zheng, Q., ... and Liu, H. H., "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis.", *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: mathematical, physical and engineering sciences*, 454(1971), 903-995, (1998).

İnce, R., Adanır, S. S. and Sevmez, F., "The inventor of electroencephalography (EEG): Hans Berger (1873–1941).", *Child's Nervous System*, 1-2, (2020).

Jezewski, J., Matonia, A., Kupka, T., Roj, D. and Czabanski, R., "Determination of fetal heart rate from abdominal signals: evaluation of beat-to-beat accuracy in relation to the direct fetal electrocardiogram.", *Biomedical Engineering/Biomedizinische Technik*, 57 (5), 383-394, (2012).

Kay, S. M., and Marple, S. L., "Spectrum analysis—a modern perspective.", *Proceedings of the IEEE*, 69(11), 1380-1419, (1981).

Lees, R. S., and Dewey, C. F., "Phonoangiography: a new noninvasive diagnostic method for studying arterial disease.", *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 67 (2), 935-942, (1970).

Lorenz, E. N., "Empirical orthogonal functions and statistical weather prediction", (1956).

Mallat, S. G., "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation.", *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 11 (7), 674-693, (1989).

Margenau, H., and Hill, R. N., "Correlation between measurements in quantum theory.", *Progress of Theoretical Physics*, 26 (5), 722-738, (1961).

Matran-Fernandez, A. and Poli, R., "Towards the automated localisation of targets in rapid image-sifting by collaborative brain-computer interfaces.", *PLoS One*, 12 (5), (2017).

Mehla, V. K., Kumar, A., Singhal, A., Singh, P., Kumar, M. and Komaragiri, R. S., "Classification of Epileptic Seizure in EEG Signal Using Support Vector Machine and EMD.", *In Handbook of Research on Advancements of Artificial Intelligence in Healthcare Engineering* (pp. 80-95). IGI Global, (2020).

Mehla, V. K., Kumar, A., Singhal, A. and Singh, P., "Noise removal and classification of EEG signals using the Fourier decomposition method",

Modelling and Analysis of Active Biopotential Signals in Healthcare, Volume 1 (pp. 6.1-6.27), (2020).

Mehla, V. K., Singhal, A. and Singh, P., "A novel approach for automated alcoholism detection using Fourier decomposition method.", *Journal of Neuroscience Methods*, 346, (2020).

Mert, A. and Akan, A., "Emotion recognition from EEG signals by using multivariate empirical mode decomposition.", *Pattern Analysis and Applications*, 21 (1), 81-89, (2018).

Nebeker, F., "Golden accomplishments in biomedical engineering.", *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 21 (3), 17-47, (2002).

Rangayyan, R. M., Biomedical signal analysis, (Vol. 33), *John Wiley & Sons*, (2015).

Sandsten, M., Time-frequency analysis of time-varying signals and non-stationary processes, *Lund University*, (2020).

Sejdić, E., Djurović, I. and Jiang, J., "Time–frequency feature representation using energy concentration: An overview of recent advances", *Digital signal processing*, 19 (1), 153-183, (2009).

Singh, P. and Joshi, S. D., "Some Studies on Multidimensional Fourier Theory for Hilbert Transform, Analytic Signal and AM–FM Representation.", *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 38 (12), 5623-5650, (2019).

Singh, P., "Novel Fourier quadrature transforms and analytic signal representations for nonlinear and non-stationary time-series analysis.", *Royal Society open science*, 5 (11), 181131, (2018).

Singh, P., Joshi, S. D., Patney, R. K. and Saha, K., "Fourier-based feature extraction for classification of EEG signals using EEG rhythms.", *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 35 (10), 3700-3715, (2016).

Singh, P., Joshi, S. D., Patney, R. K. and Saha, K., "The Fourier decomposition method for nonlinear and non-stationary time series analysis.", *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 473 (2199), (2017).

Singh, P., Srivastava, I., Singhal, A. and Gupta, A., "Baseline wander and power-line interference removal from ECG signals using Fourier decomposition method.", *In Machine Intelligence and Signal Analysis* (pp. 25-36). Springer, Singapore, (2019).

Singhal, A., Singh, P., Fatimah, B. and Pachori, R. B., "An efficient removal of power-line interference and baseline wander from ECG signals by employing Fourier decomposition technique.", *Biomedical Signal Processing and Control*, 57, 101741, (2020).

Singhal, A., Singh, P., Lall, B. and Joshi, S. D., "Modeling and prediction of COVID-19 pandemic using Gaussian mixture model.", *Chaos, Solitons & Fractals*, 110023, (2020).

Sörnmo, L. and Laguna, P., Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications (Vol. 8), *Academic Press*, (2005).

Stockwell, R. G., Mansinha, L. and Lowe, R. P., "Localization of the complex spectrum: the S transform." *IEEE transactions on signal processing*, 44 (4), 998-1001, (1996).

Thayaparan, T. and Kennedy, S., Application of joint time-frequency representations to a maneuvering air target in sea-clutter: analysis beyond FFT., *Defence Research and Development*, Canada, Ottawa, 49, (2003).

Titchmarsh, E. C., Introduction to the theory of Fourier integrals, *Oxford University Press*, (1948).

Tsanas, A., Little, M. A., McSharry, P. E., Spielman, J., and Ramig, L. O., "Novel speech signal processing algorithms for high-accuracy classification of

Parkinson's disease.", *IEEE transactions on biomedical engineering*, 59 (5), 1264-1271, (2012).

Ville, J., "Theorie et application de la notion de signal analytique.", *Câbles et transmissions*, 2 (1), 61-74, (1948).

Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R. and Simoncelli, E. P., "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity.", *IEEE transactions on image processing*, 13 (4), 600-612, (2004).

Wigner, E. P., "On the quantum correction for thermodynamic equilibrium.", *Physics Review*, 40, 749-759, (1932).

Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G. and Vaughan, T. M., Brain-computer interfaces for communication and control., *Clinical neurophysiology*, 113 (6), 767-791, (2002).

Wu, Z. and Huang, N. E., "Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method.", *Advances in adaptive data analysis*, 1 (01), 1-41, (2009).



EKLER

7. EKLER

EK A. GKA Yöntemi için MATLAB Kodları

```
function [IMFs,res,InstF,InstA,flg] = EMD_v2(x,opt)
% The EMD_v2 function is used to decompose one-dimensional
% signals using the Empirical Mode Decomposition developed
% by N.E.Huang et al. and modified by A.Kizilkaya and M.D.Elbi.
%
%
% Example;
% [IMFs,res,InstF,InstA,flg] = EMD_v2(x,opt)
%
% Inputs :
%     x -> 1xN sized signal to be decomposed
%     opt -> options
%         opt.D         -> Signal duration (s) (Default: 1)
%         opt.disp      -> Display every sifting iteration results
%                        (Default: 0)
%                        (1 for enable, 0 for disable)
%         opt.maximf    -> Max. number of IMF to Sift (Default: 1e2)
%         opt.var       -> IMF variance for terminate to emd
%                        process (Default: 0)
%         opt.maxite    -> Max. Iteration for Sifting (Default: 1e3)
%         opt.sdt       -> Standart deviance stop criterion for
%                        sifting process (Default: 1e-4)
%         opt.mean      -> Mean stop criterion for sifting
%                        process (Default: 1e-3)
%         opt.Env_type  -> Envelope type (Default: 'spline')
%                        ('spline' for Spline interpolation
%                        'makima' for Modified Akima cubic
%                        Hermite interpolation
%                        'pchip' for Shape-preserving piecewise
%                        cubic interpolation
%                        'linear' for Linear interpolation)
%         opt.Ex_type   -> Extrema regulation for bound effects
%                        (Default: 3)
%                        (1 for No Regulation
%                        2 for Linear Extrapolation Regulation
%                        Others for
%                        Mirror Extrapolation Regulation)
%
% Outputs :
%     IMFs -> Intrinsic Mode Functions
%     res  -> Residual Signal
%     InstF -> Instantaneous Frequencies
%     InstA -> Instantaneous Amplitudes
%     flg  -> Flags for all IMFs [<Flag> <Iteration>]
%           (1 # -> Sifted well after # iteration
%           2 # -> Sifted by std stop condition after # iteration
%           0 # -> Sifted approximately after # iteration)
%
% This function was created by Mehmet Doğan ELBİ and
% Aydın KIZILKAYA in 2014.
%
% References :
% Huang, Norden E, et al. "The empirical mode decomposition
% and the Hilbert spectrum for nonlinear and
% non-stationary time series analysis" Proc. R. Soc. A
% 454.1971 (1998).
% Kizilkaya, Aydın, and Elbi, Mehmet Dogan. "Different scenarios
% on denoising of signals in the intrinsic mode function
```

```

% selection framework." IETE Journal of Research, 2016.
% Elbi, Mehmet Dogan, and Aydin Kizilkaya. "Optimal signal
% reconstruction based on the Fourier decomposition
% method." Electrical and Electronics Engineering (ELECO),
% 2017 10th International Conference on. IEEE, 2017.
%
% For any questions or errors you find :
% melbi@pau.edu.tr - akizilkaya@pau.edu.tr
if nargin == 1 ; opt = []; end
if ~isfield(opt,'Ex_type'); opt.Ex_type = 3; end
if ~isfield(opt,'Env_type'); opt.Env_type = 'spline'; end
if ~isfield(opt,'mean'); opt.mean = 1e-3; end
if ~isfield(opt,'sdt'); opt.sdt = 1e-4; end
if ~isfield(opt,'maxite'); opt.maxite = 1e3; end
if ~isfield(opt,'var'); opt.var = 0; end
if ~isfield(opt,'maximf'); opt.maximf = 100; end
if ~isfield(opt,'disp'); opt.disp = 0; end
if ~isfield(opt,'D'); opt.D = 1; end
tic;
x = x(:)';
ii = 0;
IMFs = []; flg = [];
[~,~,~,~,~,exn] = NExtrema_1D(x,1);
while (exn(1)>1)|| (exn(2)>1)
    ii = ii + 1;
    [IMFs(ii,:),flg(ii,:)] = Imf_1D(x,opt);
    x = x - IMFs(ii,:);
    [~,~,~,~,~,exn] = NExtrema_1D(x,1);
    if var(x) < opt.var
        break;
    end
    if ii == opt.maximf
        break;
    end
end
res = x;

c = [IMFs;res];
L = length(x);
for ii = 1 : size(c,1)
    Ph = unwrap(angle(hilbert(c(ii,:))));
    Pd = (Ph(2:end)-Ph(1:end-1))*(L/(opt.D*2*pi));
    InstF(ii,:) = [Pd,Pd(end)];
    InstA(ii,:) = abs(hilbert(c(ii,:)));
end

tt = toc;
fprintf('Elapsed time for EMD is %.5f seconds.\n',tt);
end

function [c,fl] = Imf_1D(x,opt)
n = 1:length(x);
h1 = x;
ii = 1;
while 1
    [ut,ux,at,ax,~,exn] = NExtrema_1D(h1,opt.Ex_type);
    uz = interp1(ut,ux,n,opt.Env_type);
    az = interp1(at,ax,n,opt.Env_type);
    mz = mean([az;uz]);
    h2 = h1 - mz;
    % sd = sum((h1-h2).^2)/sum(h2.^2);
    sd = sum(((h1-h2).^2)./(h1.^2));
    % Termination Conditions
    c1 = abs(exn(1)-exn(2))<2;
    c2 = all(abs(mz) < opt.mean);
    c3 = sd < opt.sdt;
    c4 = ii > opt.maxite;
    if opt.disp

```

```

        fprintf('Iteration : %.0f \t',ii-1);
        fprintf('SD : %.17f \t',sd);
        fprintf('Mean Samples that out of zero : %.2f \n',sum(abs(mz)...
            >= opt.mean));
    end
    if c1 && c2
        fl = [1,ii];
        break;
    end
    if c3
        fl = [2,ii];
        break;
    end
    if c4
        fl = [0,ii-1];
        break;
    end
    clear u* a* s exn h1 m c*
    h1 = h2;
    ii = ii + 1;
end
c = h2;
end

function [ut,ux,at,ax,sg,n] = NExtrema_1D(x,Ex_type)
Nex = 3;
z = (diff(x)==0);
if any(z(4:end-3))
    iup = find(diff(diff(x)<=0)>0) + 1;
    iap = find(diff(diff(-x)<=0)>0) + 1;
    iun = find(diff(diff(x)<0)>0) + 1;
    ian = find(diff(diff(-x)<0)>0) + 1;
    iu = unique([iup,iun]);
    ia = unique([iap,ian]);
else
    iu = find(diff(diff(x)<0)>0) + 1;
    ia = find(diff(diff(-x)<0)>0) + 1;
end

sg = find(abs(diff(sign(x+eps)))>0)+1;
n = [length(iu),length(ia),length(sg)];
switch Ex_type
    case 1
        [ut,ux,at,ax] = NORegulation(iu,ia,x);
    case 2
        [ut,ux,at,ax] = BERegulation(iu,ia,x);
    otherwise
        if ((length(iu)<Nex)|| (length(ia)<Nex))
            [ut,ux,at,ax] = BERegulation(iu,ia,x);
        else
            [ut,ux,at,ax] = MERegulation(iu,ia,x,Nex);
        end
end
end
end

% Bounds Extrapolation Regulation
function [ut,ux,at,ax] = BERegulation(iu,ia,x)
iu = [1 , iu , length(x)];
ia = [1 , ia , length(x)];
u = [iu;x(iu)];
a = [ia;x(ia)];
if length(iu) > 3
    mi = (u(2,2)-u(2,3))/(u(1,2)-u(1,3));
    ni = u(2,2)-u(1,2)*mi;
    di = mi*u(1,1)+ni;
    if di > u(2,1)
        u(2,1) = di;
    end
end

```

```

        mi = (u(2,end-1)-u(2,end-2))/(u(1,end-1)-u(1,end-2));
        ni = u(2,end-1)-u(1,end-1)*mi;
        di = mi*u(1,end)+ni;
        if di > u(2,end)
            u(2,end) = di;
        end
    end
end
if length(ia) > 3
    mi = (a(2,2)-a(2,3))/(a(1,2)-a(1,3));
    ni = a(2,2)-a(1,2)*mi;
    di = mi*a(1,1)+ni;
    if di < a(2,1)
        a(2,1) = di;
    end
    end
    mi = (a(2,end-1)-a(2,end-2))/(a(1,end-1)-a(1,end-2));
    ni = a(2,end-1)-a(1,end-1)*mi;
    di = mi*a(1,end)+ni;
    if di < a(2,end)
        a(2,end) = di;
    end
end
end
ut = u(1,:); ux = u(2,:);
at = a(1,:); ax = a(2,:);
end

% No Regulation
function [ut,ux,at,ax] = NORegulation(iu,ia,x)
ut = iu; ux = x(iu);
at = ia; ax = x(ia);
end

% Mirror Extrapolation Regulation
function [ut,ux,at,ax] = MERegulation(iu,ia,x,Nex)
n = length(x);
t = 1:n;
if iu(1) < ia(1)
    if x(1) > x(ia(1))
        lmax = iu(min(end,Nex+1):-1:2);
        lmin = ia(min(end,Nex):-1:1);
        lsym = iu(1);
    else
        lmax = iu(min(end,Nex):-1:1);
        lmin = [ia(min(end,Nex-1):-1:1) , 1];
        lsym = 1;
    end
end
else
    if x(1) < x(iu(1))
        lmax = iu(min(end,Nex):-1:1);
        lmin = ia(min(end,Nex+1):-1:2);
        lsym = ia(1);
    else
        lmax = [iu(min(end,Nex-1):-1:1) , 1];
        lmin = ia(min(end,Nex):-1:1);
        lsym = 1;
    end
end
end
if iu(end) < ia(end)
    if x(end) < x(iu(end))
        rmax = iu(end:-1:max(length(iu)-Nex+1,1));
        rmin = ia(end-1:-1:max(length(ia)-Nex,1));
        rsym = ia(end);
    else
        rmax = [n,iu(end:-1:max(length(iu)-Nex+2,1))];
        rmin = (ia(end:-1:max(length(ia)-Nex+1,1)));
        rsym = n;
    end
end
else
    if x(end) > x(ia(end))

```

```

        rmax = iu(end-1:-1:max(length(iu)-Nex,1));
        rmin = ia(end:-1:max(length(ia)-Nex+1,1));
        rsym = iu(end);
    else
        rmax = (iu(end:-1:max(length(iu)-Nex+1,1)));
        rmin = [n, ia(end:-1:max(length(ia)-Nex+2,1))];
        rsym = n;
    end
end
tlmin = 2*t(lsym)-t(lmin);
tlmax = 2*t(lsym)-t(lmax);
trmin = 2*t(rsym)-t(rmin);
trmax = 2*t(rsym)-t(rmax);
if tlmin(1)>t(1) | tlmax(1) > t(1)
    if lsym == iu(1)
        lmax = iu(min(end,Nex):-1:1);
    else
        lmin = ia(min(end,Nex):-1:1);
    end
    lsym = 1;
    tlmin = 2*t(lsym)-t(lmin);
    tlmax = 2*t(lsym)-t(lmax);
end
if trmin(end)<t(n) | trmax(end) < t(n)
    if rsym == iu(end)
        rmax = iu(end:-1:max(length(iu)-Nex+1,1));
    else
        rmin = ia(end:-1:max(length(ia)-Nex+1,1));
    end
    rsym = n;
    trmin = 2*t(rsym)-t(rmin);
    trmax = 2*t(rsym)-t(rmax);
end
xlmax = x(lmax);
xlmin = x(lmin);
xrmax = x(rmax);
xrmin = x(rmin);
if length(xlmax)<Nex
    K = Nex - length(xlmax);
    if length(xlmax)>1
        dml = xlmax(1)-xlmax(2);
        dtl = abs(tlmax(1)-tlmax(2));
    else
        dml = xlmax-x(iu(1));
        dtl = abs(tlmax-iu(1));
    end
    xlmax = [xlmax(1)+dml*(K:-1:1),xlmax];
    tlmax = [tlmax(1)-dtl*(K:-1:1),tlmax];
end
if length(xrmax)<Nex
    K = Nex - length(xrmax);
    if length(xrmax)>1
        dmr = xrmax(end)-xrmax(end-1);
        dtr = abs(trmax(end)-trmax(end-1));
    else
        dmr = xrmax-x(iu(end));
        dtr = abs(trmax-iu(end));
    end
    xrmax = [xrmax xrmax(end)+dmr*(1:K)];
    trmax = [trmax trmax(end)+dtr*(1:K)];
end
if length(xlmin)<Nex
    K = Nex - length(xlmin);
    if length(xlmin)>1
        dml = xlmin(1)-xlmin(2);
        dtl = abs(tlmin(1)-tlmin(2));
    else
        dml = xlmin-x(ia(1));

```

```

        dtl = abs(tlmin-ia(1));
    end
    xlmin = [xlmin(1)+dml*(K:-1:1) xlmin];
    tlmin = [tlmin(1)-dtl*(K:-1:1) tlmin];
end
if length(xrmin)<Nex
    K = Nex - length(xrmin);
    if length(xrmin)>1
        dmr = xrmin(end)-xrmin(end-1);
        dtr = abs(trmin(end)-trmin(end-1));
    else
        dmr = xrmin-x(ia(end));
        dtr = abs(trmin-ia(end));
    end
    xrmin = [xrmin xrmin(end)+dmr*(1:K)];
    trmin = [trmin trmin(end)+dtr*(1:K)];
end
ux = [xlmax x(iu) xrmax];
ut = [tlmax iu trmax];
ax = [xlmin x(ia) xrmin];
at = [tlmin ia trmin];
end

```



EK B. FAY AYFT ve YAFT Yordamları için MATLAB Kodları

```
function [FIBF,AFIBF,InstF,InstA,C] = FDM_v2(x,opt)
% The FDM_v2 function is used to decompose one-dimensional
% signals using the Fourier Decomposition Method (with high to
% low and low to high frequency search algorithms) developed
% by P.Singh et al. and modified by A.Kizilkaya and M.D.Elbi.
%
% Example;
% [FIBF,AFIBF,InstF,InstA,C] = FDM_v2(x,opt);
%
% Inputs :
%     x -> 1xN sized signal to be decomposed
%     opt -> options
%           opt.tol -> Tolerans (Default: 0)
%           opt.D   -> Signal duration (s) (Default: 1)
%           opt.FS  -> Frequency search direction (Default: 'LTH')
%                   ( opt.FS = 'LTH' -> Low to High
%                     opt.FS = 'HTL' -> High to Low )
%
% Outputs :
%     FIBF -> Fourier Intrinsic Band Functions
%     AFIBF -> Analytic Fourier Intrinsic Band Functions
%     InstF -> Instantaneous Frequencies
%     InstA -> Instantaneous Amplitudes
%     C    -> Coefficients of Weighted Fourier Bases
%
% This function was created by Mehmet Doğan ELBİ and
%                               Aydın KIZILKAYA in 2017.
%
% References :
% Singh, Pushendra, et al. "The Fourier decomposition method
% for nonlinear and non-stationary time series analysis."
% Proc. R. Soc. A 473.2199 (2017).
% Elbi, Mehmet Dogan, and Aydin Kizilkaya. "Optimal signal
% reconstruction based on the Fourier decomposition
% method." Electrical and Electronics Engineering (ELECO),
% 2017 10th International Conference on. IEEE, 2017.
%
% For any questions or errors you find :
%     melbi@pau.edu.tr - akizilkaya@pau.edu.tr
if nargin == 1 ; opt = []; end
if ~isfield(opt,'tol'); opt.tol = 0; end
if ~isfield(opt,'D'); opt.D = 1; end
if ~isfield(opt,'FS'); opt.FS = 'LTH'; end
x = x(:)';
if strcmpi(opt.FS,'lth')
    FS = 1;
elseif strcmpi(opt.FS,'htl')
    FS = 2;
else
    error('Frequency Search method (opt.FS) can only be 'LTH' or 'HTL');
end
N = length(x);
eo = rem(N,2);
tic;
X = fft(x,N)/N;
if eo
    X1S = [X(1), 2*X(2:(N+1)/2)];
    f_ub= (N-1)/2;
else
    X1S = [X(1), 2*X(2:N/2), X(N/2+1)];
    f_ub= (N/2)-1;
end
n = 0:N-1; f_lb = 1;
```

```

FBF = repmat(conj(X1S'),1,N).*exp(1i*2*pi*(repmat((0:N/2)',1,N).*...
repmat(n/N,fix(N/2+1),1)));
a = 0;
r = sum(FBF(2:end-1,:),1);
switch FS
case 1
if ~eo
C(a+1,:) = [1,zeros(1,f_ub+1)];
else
C(a+1,:) = [1,zeros(1,f_ub)];
end
[Pd,~] = isafibf(FBF(1,:),N,opt.D,opt.tol);
[AFIBF(a+1,:),FIBF(a+1,:),InstA(a+1,:),InstF(a+1,:)]...
= extract(FBF(1,:),Pd);
while f_lb <= f_ub
a = a + 1;
temp = r;
for jj = f_ub : -1 : f_lb
[Pd,sc] = isafibf(temp,N,opt.D,opt.tol);
if sc
[AFIBF(a+1,:),FIBF(a+1,:),InstA(a+1,:),InstF(a+1,:)]...
= extract(temp,Pd);
f_lb_n = jj+1;
break;
else
temp = temp - FBF(jj+1,:);
end
end
C(a+1,f_lb+1:f_lb_n) = 1;
f_lb = f_lb_n;
r = r - AFIBF(a+1,:);
end
a = a + 1;
if ~eo
C(a+1,:) = [zeros(1,f_ub+1),1];
[Pd,~] = isafibf(FBF(end,:),N,opt.D,opt.tol);
[AFIBF(a+1,:),FIBF(a+1,:),InstA(a+1,:),InstF(a+1,:)]...
= extract(FBF(end,:),Pd);
InstF(a+1,:) = abs(InstF(a+1,:));
end
case 2
if ~eo
C(a+1,:) = [zeros(1,fix(N/2)),1];
[Pd,~] = isafibf(FBF(end,:),N,opt.D,opt.tol);
[AFIBF(a+1,:),FIBF(a+1,:),InstA(a+1,:),InstF(a+1,:)]...
= extract(FBF(end,:),Pd);
InstF(a+1,:) = abs(InstF(a+1,:));
end
while f_lb <= f_ub
a = a + 1;
temp = r;
for jj = f_lb : f_ub
[Pd,sc] = isafibf(temp,N,opt.D,opt.tol);
if sc
[AFIBF(a+1,:),FIBF(a+1,:),InstA(a+1,:),InstF(a+1,:)]...
= extract(temp,Pd);
f_ub_n = jj;
break;
else
temp = temp - FBF(jj+1,:);
end
end
C(a+1,f_ub_n+1:f_ub+1) = 1;
f_ub = f_ub_n-1;
r = r - AFIBF(a+1,:);
end
a = a + 1;
C(a+1,:) = [1,zeros(1,fix(N/2))];

```

```

        [Pd,~] = isafibf(FBF(1,:),N,opt.D,opt.tol);
        [AFIBF(a+1,:),FIBF(a+1,:),InstA(a+1,:),InstF(a+1,:)] ...
            = extract(FBF(1,:),Pd);
end
tt = toc;
fprintf('Elapsed time for FDM is %.5f seconds.\n',tt);
end

function [Pd,sc] = isafibf(mf,L,D,tol)
Ph = unwrap(angle(mf));
Pd = (Ph(2:end)-Ph(1:end-1))*(L/(D*2*pi));
Pd = [Pd,Pd(end)];
sc = (min(Pd(2:end-1))>tol);
end

function [AFIBF,FIBF,InstA,InstF] = extract(mf,Pd)
AFIBF = mf;
FIBF = real(mf);
InstF = Pd;
InstA = abs(mf);
end

```



EK C. Önerilen Yöntem olan İGFAY AYFT ve YAFT Yordamları için

MATLAB Kodları

```
function [FIBF,AFIBF,InstF,InstA,C] = IWFDV1(x,opt)
% The IWFDV1 function is used to decompose one-dimensional
% signals using the InterWoven Fourier Decomposition Method
% (with high to low and low to high frequency search algorithms)
% developed by Mehmet Doğan ELBİ and Aydın KIZILKAYA.
%
% Example;
% [FIBF,AFIBF,InstF,InstA,C] = IWFDV1(x,opt)
%
% Inputs :
%     x -> 1xN sized signal to be decomposed
%     opt -> options
%         opt.tol -> Tolerans (Default: 0)
%         opt.D -> Signal duration (s) (Default: 1)
%         opt.FS -> Frequency search direction (Default: 'LTH')
%                 ( opt.FS = 'LTH' -> Low to High
%                   opt.FS = 'HTL' -> High to Low )
%         opt.delta -> Reduction constant (Default: 1e-3)
%
% Outputs :
%     FIBF -> Fourier Intrinsic Band Functions
%     AFIBF -> Analytic Fourier Intrinsic Band Functions
%     InstF -> Instantaneous Frequencies
%     InstA -> Instantaneous Amplitudes
%     C -> Coefficients of Weighted Fourier Bases
%
% This function was created by Mehmet Doğan ELBİ and
%         Aydın KIZILKAYA in 2017.
%
% References :
% Elbi, Mehmet Dogan, and Aydin Kizilkaya. "Multicomponent Signal Analysis:
%         Interwoven Fourier Decomposition Method"
%
% For any questions or errors you find :
%     melbi@pau.edu.tr - akizilkaya@pau.edu.tr
if nargin == 1 ; opt = []; end
if ~isfield(opt,'tol'); opt.tol = 0; end
if ~isfield(opt,'D'); opt.D = 1; end
if ~isfield(opt,'FS'); opt.FS = 'LTH'; end
if ~isfield(opt,'delta'); opt.delta = 1e-3; end
x = x(:)';
if strcmpi(opt.FS,'lth')
    FS = 1;
elseif strcmpi(opt.FS,'htl')
    FS = 2;
else
    error('Frequency Search method (opt.FS) can only be 'LTH' or
    'HTL');
end
N = length(x);
eo = rem(N,2);
tic;
X = fft(x,N)/N;
if eo
    X1S = [X(1), 2*X(2:(N+1)/2)];
    f_ub= (N-1)/2;
else
    X1S = [X(1), 2*X(2:N/2), X(N/2+1)];
    f_ub= (N/2)-1;
end
n = 0:N-1; f_lb = 1;
FBF = repmat(conj(X1S'),1,N).*exp(1i*2*pi*(repmat((0:N/2)',1,N).*...
repmat(n/N,fix(N/2+1),1)));
```

```

a = 0;
switch FS
case 1
if ~eo
C(a+1,:) = [1,zeros(1,f_ub+1)];
else
C(a+1,:) = [1,zeros(1,f_ub)];
end
[AFIBF(a+1,:), FIBF(a+1,:), InstA(a+1,:), InstF(a+1,:)]...
= ExtractMode(FBF(f_lb,:), N, opt.D);
while f_lb <= f_ub
a = a + 1;
CP = 1-sum(C,1);
C(a+1,f_lb+1) = CP(f_lb+1);
F = C(a+1,f_lb+1)*FBF(f_lb+1,:);
filt_region = 1; % Rising edge
if f_lb == f_ub
[AFIBF(a+1,:), FIBF(a+1,:), InstA(a+1,:), InstF(a+1,:)]...
= ExtractMode(F, N, opt.D);
f_lb = find(sum(C,1)<1,1,'first')-1;
end
for k = f_lb+1 : f_ub
switch filt_region
case 1 % Yükselen Kenar
coeff_vector = [CP(k+1):-opt.delta:0,0];
case 0 % Sabit Kenar
coeff_vector = [1:-opt.delta:0,0];
case -1 % Düşen Kenar
coeff_vector = [min([CP(k+1),C(a+1,k)]):...
-opt.delta:0,0];
end
c_ind = 1;
z = F + coeff_vector(c_ind)*FBF(k+1,:);
InstFreqN = Analytic2InstFreqN(z);
sc = (min(InstFreqN(2:end-1))>opt.tol);
if sc
F = z;
C(a+1,k+1) = coeff_vector(c_ind);
else
InstFreqN = Analytic2InstFreqN(F);
sc = (min(InstFreqN(2:end-1))>opt.tol);
if sc
for c_ind = 2 : length(coeff_vector)
z = F + coeff_vector(c_ind)*FBF(k+1,:);
InstFreqN = Analytic2InstFreqN(z);
sc = (min(InstFreqN(2:end-1))>opt.tol);
if sc
F = z;
C(a+1,k+1) = coeff_vector(c_ind);
break;
end
end
else
C(a+1,k+1) = 0;
end
end
if C(a+1,k+1)==1
filt_region = 0;
elseif C(a+1,k+1)<C(a+1,k)
filt_region = -1;
elseif C(a+1,k+1)==0
break;
end
[AFIBF(a+1,:), FIBF(a+1,:), InstA(a+1,:), InstF(a+1,:)]...
= ExtractMode(F, N, opt.D);
f_lb = find(sum(C,1)<1,1,'first')-1;
end
end
end

```

```

if ~eo
    C(a+2,:) = [zeros(1,f_ub+1),1];
    [AFIBF(a+2,:), FIBF(a+2,:), InstA(a+2,:), InstF(a+2,:)]...
    = ExtractMode(FBF(f_ub+2,:), N, opt.D);
    InstF(a+2,:) = abs(InstF(a+2,:));
end
case 2
if ~eo
    C(a+1,:) = [zeros(1,f_ub+1),1];
    [AFIBF(a+1,:), FIBF(a+1,:), InstA(a+1,:), InstF(a+1,:)]...
    = ExtractMode(FBF(f_ub+2,:), N, opt.D);
    InstF(a+1,:) = abs(InstF(a+1,:));
else
    C(a+1,:) = [zeros(1,f_ub+1)];
end
while f_lb <= f_ub
    a = a + 1;
    CP = 1-sum(C,1);
    C(a+1,f_ub+1) = CP(f_ub+1);
    F = C(a+1,f_ub+1)*FBF(f_ub+1,:);
    filt_region = 1; % Rising edge
    if f_lb == f_ub
        [AFIBF(a+1,:), FIBF(a+1,:), InstA(a+1,:), InstF(a+1,:)]...
        = ExtractMode(F, N, opt.D);
        f_ub = find(sum(C,1)<1,1,'last')-1;
    end
    for k = f_ub-1 : -1 : f_lb
        switch filt_region
            case 1 % Yükselen Kenar
                coeff_vector = [CP(k+1):-opt.delta:0,0];
            case 0 % Sabit Kenar
                coeff_vector = [1:-opt.delta:0,0];
            case -1 % Düşen Kenar
                coeff_vector = [min([CP(k+1),C(a+1,k+2)]):...
                -opt.delta:0,0];
        end
        c_ind = 1;
        z = F + coeff_vector(c_ind)*FBF(k+1,:);
        InstFreqN = Analytic2InstFreqN(z);
        sc = (min(InstFreqN(2:end-1))>opt.tol);
        if sc
            F = z;
            C(a+1,k+1) = coeff_vector(c_ind);
        else
            InstFreqN = Analytic2InstFreqN(F);
            sc = (min(InstFreqN(2:end-1))>opt.tol);
            if sc
                for c_ind = 2 : length(coeff_vector)
                    z = F + coeff_vector(c_ind)*FBF(k+1,:);
                    InstFreqN = Analytic2InstFreqN(z);
                    sc = (min(InstFreqN(2:end-1))>opt.tol);
                    if sc
                        F = z;
                        C(a+1,k+1) = coeff_vector(c_ind);
                        break;
                    end
                end
            else
                C(a+1,k+1) = 0;
            end
        end
        if C(a+1,k+1)==1
            filt_region = 0;
        elseif C(a+1,k+1)<C(a+1,k+2)
            filt_region = -1;
        elseif C(a+1,k+1)==0
            break;
        end
    end
end

```

```

        [AFIBF(a+1,:), FIBF(a+1,:), InstA(a+1,:), InstF(a+1,:)]...
        = ExtractMode(F, N, opt.D);
        f_ub = find(sum(C,1)<1,1,'last')-1;
    end
end
C(a+2,:) = [1,zeros(1,fix(N/2))];
[AFIBF(a+2,:), FIBF(a+2,:), InstA(a+2,:), InstF(a+2,:)]...
= ExtractMode(FBF(f_lb,:), N, opt.D);
end
tt = toc;
fprintf('Elapsed time for IWFDN is %.5f seconds.\n',tt);
end

function [AFIBF, FIBF, InstAmp, InstFreq] = ExtractMode(z, L, D)
InstFreq = Analytic2InstFreq(z, L, D);
InstFreq = [InstFreq, InstFreq(end)];
InstAmp = abs(z);
AFIBF = z;
FIBF = real(z);
end

function [InstFreqN] = Analytic2InstFreqN(z)
tt = unwrap(angle(z));
InstFreqN = (tt(2:end)-tt(1:end-1));
end

function [InstFreq] = Analytic2InstFreq(z, L, D)
InstFreq = Analytic2InstFreqN(z)*(L/(D*2*pi));
end

```

8. ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Mehmet Doğan Elbi
Doğum Yeri ve Tarihi : Denizli – 24.05.1988
Lisans Üniversite : Pamukkale Üniversitesi
Y. Lisans Üniversite : Pamukkale Üniversitesi

Elektronik posta : melbi@pau.edu.tr

İletişim Adresi : Pamukkale Üniversitesi Mühendislik
Fakültesi A Blok Elektrik – Elektronik
Mühendisliği Bölümü 4. Kat Oda: MA-K4-33
Pamukkale DENİZLİ

Yayın Listesi

- Elbi, M. D. and Kizilkaya, A., “Multicomponent signal analysis: Interwoven Fourier decomposition method.”, Digital Signal Processing, (2020).
- Kizilkaya, A. and Elbi, M. D., “Time-Varying Weighted Optimal Empirical Mode Decomposition Using Multiple Sets of Basis Functions.”, Circuits, Systems, and Signal Processing, 36(10), 3919-3943, (2017).
- Kizilkaya, A. and Elbi, M. D., “Optimal signal reconstruction based on time-varying weighted empirical mode decomposition.”, Computers & Electrical Engineering, 57, 28-42, (2017).
- Kizilkaya, A. and Elbi, M. D., “Different scenarios on denoising of signals in the intrinsic mode function selection framework.”, IETE Journal of Research, 62(5), 605-614, (2016).

•Ukte, A., Kizilkaya, A. and Elbi, M. D., “Two empirical methods for improving the performance of statistical multirate high-resolution signal reconstruction.”, *Digital Signal Processing*, 26, 36-49, (2014).

Konferans listesi :

• Elbi, M. D. and Kizilkaya, A., “Optimal signal reconstruction based on the Fourier decomposition method.”, In 2017 10th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO) (pp. 1151-1155), IEEE, (2017).

• Yeşilyurt, M. E., Elbi, M. D., Emrouznejad, A., Koyuncuoğlu, M. U., Şahin, E., Yeşilyurt, F. and Kızılkaya, A., “Computing Single Outputs for DEA”, 15th International Conference on Data Envelopment Analysis, (2017).

• Çetin, K. A., Çetin, M. and Elbi, M. D., “Understanding of Bipolar Disorder on Rat Behaviors via Nonlinear State Estimation.”, 5th International Conference on Advanced Technology Sciences, (2017).

• Kizilkaya, A., Elbi, M. D. and Kirkbas, A., “Least-squares error based optimal signal reconstruction using time-varying weighted empirical mode decomposition.”, In 2016 10th International Symposium on Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing (CSNDSP) (pp. 1-6), IEEE, (2016, July).

• Ukte, A., Kizilkaya, A. and Elbi, M. D., “Statistical multirate high-resolution signal reconstruction using the empirical mode decomposition based denoising approach.”, In 2014 International Conference on Applied Electronics (pp. 303-306), IEEE, (2014, September).

• Ükte, A., Kızılkaya, A. and Elbi, M. D., “An hybrid method for statistical multirate high-resolution signal reconstruction.”, In 2014 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU) (pp. 1287-1290), IEEE, (2014, April).

• Elbi, M. D. and Kizilkaya, A., “Noise cancellation on low-frequency signals using empirical mode decomposition.”, In 2012 20th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU) (pp. 1-4), IEEE, (2012, April).

- Elbi, M. D. and Kizilkaya, A., “Kamera-Motor Düzenegi ile Görüntü İşleme Tabanlı Hareketli Nesne Takibi”, TOK 2011 Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı, İzmir, (2011).

