

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DOĞAL SÜREÇLERDE GÜRÜLTÜ ANALİZİ VE SİNYAL MODELLEMELERİ

DOKTORA TEZİ
Süleyman BAYKUT

Anabilim Dalı : Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği

Programı : Telekomünikasyon Mühendisliği

MART 2012

DOĞAL SÜREÇLERDE GÜRÜLTÜ ANALİZİ VE SİNYAL MODELLEMELERİ

DOKTORA TEZİ
Süleyman BAYKUT
(504042304)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 23 Eylül 2011

Tezin Savunulduğu Tarih : 12 Mart 2012

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Tayfun AKGÜL (İTÜ)

Diğer Jüri Üyeleri : Prof. Dr. Bülent SANKUR (BÜ)

Doç. Dr. Işın ERER (İTÜ)

Prof. Dr. Ahmet Hamdi KAYRAN (İTÜ)

Prof. Dr. Aydın AKAN (İÜ)

MART 2012

ÖNSÖZ

Lisans eğitimine başladığımda doğrudan mesleğimle ilgili aldığım ilk ders “Haberleşmeye Giriş” dersi idi. Dersin ilk haftasında hocamız sıklıkla “gürültü” sözcüğünü kullanarak bize bir takım kavramlardan bahsediyordu. Dersin sonlarına yaklaşmamıza rağmen “gürültü”nün ne olduğu kafamda bir türlü netlik kazanmamıştı. Söz alıp “-Hocam, sürekli gürültüden bahsediyorsunuz, bu gürültü nedir ki?” diye sorduğum soruya “O gürültü olmasa aç kalırdık, ileride gürültü sayesinde hayatını kazanacaksın..” cevabını aldığımı çok iyi hatırlıyorum. Bu dersten tam 12 yıl sonra bugün gürültü konusunda doktora tezimi veriyor olduğumu düşündükçe hala şaşıyorum.

Gürültüyle ikinci ve gerçek anlamda tanışmam ve bilgi dağarcığımdaki gürültülerin renklenmesi (1/f gürültü!) danışman hocam Prof. Dr. Tayfun Akgül sayesinde oldu. Baktığımız her alanda, düşünebildiğimiz her konuda 1/f gürültü gözlemledik, analiz ettik ve modelledik. Sonunda yüksek lisansın ardından doktora çalışmalarımı da danışmanlığında tamamladım. Bilgi birikiminin yanı sıra yaratıcı kişiliği, fikirlerinin arkasında durma kararlılığı ve bilimsel heyecanından öğrendiğim çok şey oldu. Bu tez Tayfun hocanın değerli yönlendirmeleri, yaratıcı fikirleri, ısrarlı takibi ve bana olan sarsılmaz inancı sayesinde ortaya çıkmıştır. Kendisine en içten teşekkürlerimi sunuyorum.

Uzun doktora eğitimim boyunca beni her seferinde sabırla dinleyip raporlarımı dikkatle değerlendiren, önemli görüş ve önerileriyle tezimin ortaya çıkmasında büyük katkıları olan tez izleme jürisi üyelerim Prof. Dr. Bülent Sankur ve Doç. Dr. Işın Erer’e saygı ve teşekkürlerimi sunuyorum. Ayrıca tez savunma jürimde bulunmayı kabul edip tezimi titizlikle değerlendiren Prof. Dr. Ahmet Hamdi Kayran ve Prof. Dr. Aydın Akan’a değerli yorumları ve yardımlarından dolayı saygı ve teşekkürlerimi sunuyorum.

Doktora hayatım boyunca pek çok kez ortak çalışma imkanı bulup ortak yayınlar yaptığım, değerli fikirleri ve bilgi birikimlerinden çokça yararlandığım Prof. Dr. Sema Oktuğ, Dr. Melike Erol-Kantarcı ve Dr. Tolga Esat Özkurt’a özellikle teşekkür etmek istiyorum.

İnternette özetine rastladığım bir makalesini kendisinden rica ettiğimde makalenin kağıt baskısını adresime postalayacak kadar yardımsever ve mütevazı olan, çok daha sonra laboratuvarında bir yıl kadar birlikte çalışma fırsatı elde ettiğim ve kendisinden çok şeyler öğrendiğim Dr. Paulo Gonçalves’e doktora tezime yaptığı önemli katkılardan dolayı çok teşekkür ediyorum.

Birlikte çalışmaktan büyük mutluluk duyduğum, onca zahmet ile elde ettikleri verileri bizimle paylaşmaktan çekinmeyen, TÜBİTAK Yer ve Deniz Bilimleri Enstitüsü Müdürü Doç. Dr. Sedat İnan’a ve müdür yardımcısı Doç. Dr. Semih Ergintav’a en içten teşekkürlerimi sunuyorum.

Çeşitli ortak çalışmalar yürüttüğüm arkadaşlarım Cengiz Gezer, Cengiz Bektaş, Ufuk Ülüğ, Şeyhmus Direk, Cemil Seyis, Altynbek İsabekov, Süheyl Belviranlı ve Mehmet Ataş'a teşekkürlerimi sunuyorum.

7 yıllık araştırma görevliliğim boyunca aynı odayı paylaşmaktan mutlu olduğum, her ihtiyacım olduğunda kendi işinden önce bana yardıma koşan ve bana sabreden Suat Aksu'ya en içten teşekkürlerimi sunuyorum. Ayrıca İTÜ Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü'ndeki tüm araştırma görevlisi arkadaşlarıma ve değerli hocalarıma desteklerinden dolayı çok teşekkür ediyorum.

Tanıştıktan sonra günlerimi daha mutlu geçirmeme, geleceğe daha olumlu ve umutlu bakmama sebep olan, İTÜ'nün bana verdiği en önemli kazanım sevgili eşim Esra'ya bana olan güveni, desteği ve sabrı için en derin sevgi ve teşekkürlerimi sunuyorum. Düğünümüzden bir gece öncesine kadar doktora tezimi yazmaya devam ettiğim ve son hazırlıklarda yanında olamadığım için beni affet..

Hayatta elde ettiğim herşeyimi borçlu olduğum, desteklerini bir an olsun eksik etmeyen, yaşam ve gurur kaynaklarım anne ve babama en yürekten sevgi ve teşekkürlerimi sunuyorum.

Doktora çalışmalarım TÜBİTAK-BİDEB tarafından Yurtiçi Eğitim Bursu, Yurtdışı Doktora Araştırma Bursu ve Yurtdışı Bilimsel Etkinliklere Katılım Bursu şeklinde desteklenmiştir. Doktora çalışmalarımı mümkün hale getiren TÜBİTAK-BİDEB'e değerli desteklerinden dolayı teşekkür ederim.

Yurtdışı araştırmalarıma verdiği burs ile destek olan TİNÇEL Vakfı'na şükranlarımı sunuyorum.

Mart 2012

Süleyman BAYKUT

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
KISALTMALAR	ix
ÇİZELGE LİSTESİ	xi
ŞEKİL LİSTESİ	xiii
SEMBOL LİSTESİ	xix
ÖZET	xxi
SUMMARY	xxiii
1. GİRİŞ	1
1.1. Amaç ve Motivasyon	1
1.2. Veri Modelleri	2
1.3. Gürültü Analizinde Görgül Kip Ayırışımı	5
1.4. Katkılar	5
1.5. Tezin Organizasyonu	6
2. TEMEL BİLGİLER	7
2.1. Gürültü	7
2.2. $1/f$ Süreçler	9
2.2.1. Uzun ve kısa dönem bağımlılık	11
2.2.2. Fraktal boyut ve pürüzlülük	12
2.3. $1/f$ Süreç Modelleri	13
2.3.1. Klasik Brown devinimi ve rasgele yürüyüş	13
2.3.2. Kesirli Brown devinimi	14
2.3.3. Kesirli Gauss gürültüsü	15
2.3.4. Çoklu fraktallar	17
2.4. $1/f$ Süreç Analiz Yöntemleri - H Kestirimi	17
2.4.1. Zaman-bölgesi yöntemleri	18
2.4.1.1. Kümelenmiş değışintiler yöntemi	18
2.4.1.2. Mutlak değerler yöntemi	19
2.4.1.3. Higuchi yöntemi	20
2.4.1.4. R/S (ölçekli düzeltilmiş erim) yöntemi	20
2.4.2. Frekans-bölgesi yöntemleri	22
2.4.2.1. Periyodogram tabanlı yöntem	22
2.4.3. Dalgacık dönüşümü tabanlı yöntem	24
2.4.4. Temel bileşen analizi tabanlı yöntem	28
2.5. Parametre Kestiriminde Karşılaşılan Zorluklar	28
2.6. Görgül Kip Ayırışımı	29
2.6.1. GKA örnek sinyal analizi	32
2.6.2. Görgül kip ayırışımı tabanlı H parametresi kestirim yöntemi	34

3. VERİ MODELLERİ	37
3.1. Model-1: Saf $1/f$ Gürültü - $s(t) = x(t)$	37
3.1.1. H kestirim yöntemlerinin başarımlarını	38
3.1.1.1. Yapay fGn ve fBm veri kümesi üretimi	38
3.1.1.2. fGn süreç H kestirimleri	39
3.1.1.3. Veri boyu etkisi	42
3.1.1.4. fBm süreç H kestirimleri	43
3.1.2. TBA yöntemi ile H kestirimi üzerine	45
3.2. Model-2: $1/f$ Gürültü + Periyodik Bileşen - $s(t) = x(t) + p(t)$	46
3.2.1. Ayrık model	46
3.2.2. Zaman bölgesi kestirimcileri davranışları	47
3.2.2.1. Kümelenmiş değişimler yöntemi	47
3.2.2.2. Higuchi yöntemi	49
3.2.3. Frekans bölgesi kestirimcileri davranışları	52
3.2.3.1. Periyodogram tabanlı yöntem	52
3.2.4. Dalgacık tabanlı kestirim yöntemi davranışı	54
3.2.5. TBA tabanlı kestirim yöntemi davranışı	57
3.2.6. SNR etkisi	58
3.2.7. Uygulama: ağ trafiği verilerinin analizi	60
3.3. Model-3: $1/f$ Gürültü + Beyaz Gürültü - $s(t) = x(t) + g(t)$	62
3.3.1. Toplamsal beyaz gürültü etkisi altında dalgacık tabanlı parametre kestirim yöntemi	65
3.3.1.1. Benzetim sonuçları	66
3.3.2. Uygulamalar	68
3.3.2.1. GPS verisi artık sinyallerinin analizi ve GPS verisi modelleme	69
3.3.2.2. Sismik arkaplan gürültü sinyallerinin analizi	73
3.4. Model-4: $1/f$ Gürültü + Beyaz Gürültü + Gerekirci Sinyal - $s(t) = x(t) + g(t) + b(t)$	74
3.4.1. GKA ile gürültü süzme ve yönseme giderme	75
3.4.1.1. GPS konum verileri	77
3.4.1.2. GKA ile yapay GPS konum verisi analizi	78
3.4.1.3. GKA ile gerçek GPS verisinden gürültü süzme	80
3.4.2. Uygulama: toprak radon gazı verilerinin GKA analizi	82
3.5. Model-5: $1/f$ Gürültü + Sözde Periyodik Bileşen - $s(t) = x(t) + c(t)$..	86
3.5.1. GKA ile sözde periyodik bileşenin ortadan kaldırılması	87
3.5.2. Uygulama: toprak radon gazı çıkış verilerinden atmosferik etkilerin giderilmesi	88
3.5.3. Toprak radon gazı ve atmosferik etkiler	88
3.5.4. Veri toplama ve periyodik bileşen kestirimi	89
3.5.5. Günlük sözde periyodik bileşen arındırma	90
3.5.6. Veri analiz örnekleri	91
3.5.7. Uygulama: sualtı ortam gürültüsü analizi	93
4. GÜRÜLTÜ ANALİZİNDE GÖRGÜL KİP AYRIŞIMI	95
4.1. GKA ile Beyaz Gürültü Analizi	96

4.1.1.	IMF'lerin genlik dağılımları	96
4.1.2.	IMF'lerin ortalama periyotları	97
4.1.3.	IMF'lerin ortalama güç izgeleri	98
4.1.4.	Ortalama periyot - enerji ilişkisi	99
4.1.5.	Beyaz gürültü IMF'lerinin sıfır geçiş karakteristikleri	100
4.1.6.	Sıfır geçişler	101
4.1.7.	DeneySEL SGA ve SGG karakteristikleri	102
4.1.8.	SGA - SGG	103
4.2.	GKA ile Kesirli Gauss Gürültüsü Analizi	106
4.2.1.	fGn IMF'lerinin sıfır geçiş karakteristikleri	106
4.2.1.1.	Sıfır geçiş aralıkları olasılık dağılımları	107
4.2.1.2.	Sıfır geçiş genlikleri olasılık dağılımları	109
4.3.	SGG Dağılımlarına Analitik Yaklaşım	111
4.3.1.	IMF yerel en büyük ve yerel en küçük noktalarının olasılık yoğunluk işlevleri	111
4.3.2.	Gürültü IMF'lerinin SG genliklerinin olasılık yoğunluk işlevleri	113
5.	SONUÇ VE ÖNERİLER	117
5.1.	Veri Modelleri	117
5.1.1.	Model-1: Saf $1/f$ gürültü - $s(t) = x(t)$	117
5.1.2.	Model-2: $1/f$ gürültü+periyodik bileşen - $s(t) = x(t) + p(t)$	119
5.1.3.	Model-3: $1/f$ gürültü+beyaz gürültü - $s(t) = x(t) + g(t)$	120
5.1.4.	Model-4: $1/f$ gürültü+beyaz gürültü+gerekirci sinyal - $s(t) = x(t) + g(t) + b(t)$	120
5.1.5.	Model-5: $1/f$ gürültü+sözde periyodik bileşen	120
5.2.	GKA Çalışmaları	121
KAYNAKLAR	123	
EKLER	133	
ÖZGEÇMİŞ	149	

KISALTMALAR

ARIMA	: Autoregressive Integrated Moving Average
FARIMA	: Fractional Autoregressive Integrated Moving Average
fGn	: Kesirli Gauss Gürültüsü
fBm	: Kesirli Brown Devinimi
mfBm	: Çoklu fraktal Kesirli Brown Devinimi
Bm	: Klasik Brown Devinimi
DTY	: Dalgacık Tabanlı Yöntem
GKA	: Görgül Kip Ayrışımı
GKAY	: Görgül Kip Ayrışımı Tabanlı Yöntem
GPS	: Yer Konumlama Sistemi
HY	: Higuchi Yöntemi
IMF	: Öz Kip İşlevi
KDY	: Kümelenmiş Değişimler Yöntemi
MDY	: Mutlak Değerler Yöntemi
OKH	: Ortalama Karekök Hatası
PTY	: Periyodogram Tabanlı Yöntem
RSY	: Ölçekli Düzeltilmiş Erim Yöntemi
SG	: Sıfır Geçiş
SGA	: Sıfır Geçiş Aralığı
SGG	: Sıfır Geçiş Genliği
SNR	: Sinyal Gürültü Oranı
TBAY	: Temel Bileşen Analizi Tabanlı Yöntem
TGKA	: Toplamsal Görgül Kip Ayrışımı

ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 3.1 : 2003 yılında oluşan deprem zamanları, büyüklükleri ve yerleri. .	86
Çizelge 4.1 : Beyaz gürültü IMF'lerinin nokta sayısı cinsinden ortalama periyotları.	98
Çizelge A.1 : EEG sinyalleri içerisinde bulunan öntanımlı dalgalar, frekans aralıkları, genlik değerleri ve ilgili beyin etkinlikleri.	134
Çizelge A.2 : Her bir uyku evresindeki toplam parça sayısı.	136
Çizelge A.3 : İzgesel Enerji Bantları [115].	137
Çizelge A.4 : PSD-tabanlı bant enerjileri ile elde edilen sınıflandırma başarımları (Öz-sınıflandırma Deneyi).	142
Çizelge A.5 : GKA-tabanlı bant enerjileri ile elde edilen sınıflandırma başarımları (Öz-sınıflandırma Deneyi).	142
Çizelge A.6 : PSD-tabanlı izgesel enerji oranları ile elde edilen sınıflandırma başarımları (Öz-sınıflandırma Deneyi).	143
Çizelge A.7 : GKA-tabanlı izgesel enerji oranları ile elde edilen sınıflandırma başarımları (Öz-sınıflandırma Deneyi).	143
Çizelge A.8 : GKA-tabanlı yeni izgesel enerji oranları ile elde edilen sınıflandırma başarımları (Öz-sınıflandırma Deneyi).	143
Çizelge A.9 : Çapraz sınıflandırma deneyi başarımları sonuçları: 5 fareden elde edilen sinyaller eğitim, son fareden elde edilen sinyaller sınama için kullanılmıştır. Bu işlem her bir fare tek tek dışarıda kalarak sınama kümesini oluşturacak şekilde tekrarlanmış ve başarımlar parametrelerinin ortalama değerleri çizelgede verilmiştir.	144

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 2.1 : (a) 1-Boyutlu, (b) 2-Boyutlu Brown devinimi (Rasgele yürüyüş, başlangıç daire bitiş kare ile işaretlenmiştir).	14
Şekil 2.2 : Farklı H değerlerine sahip fBm (1. Sütun) ve fGn (2. Sütun) süreçler.	16
Şekil 2.3 : $H = 0.6$ olan fGn sinyalin KDY ile parametre kestirimi ($\hat{\beta} = -0.781, \hat{H} = 0.609, E = 0.0016$).	19
Şekil 2.4 : $H = 0.6$ olan fGn sinyalin MDY ile parametre kestirimi ($\hat{\beta} = -0.378, \hat{H} = 0.622, E = 0.0002$).	20
Şekil 2.5 : $H = 0.6$ olan fBm sinyalin HY ile parametre kestirimi ($\hat{H} = 0.593, E = 0.0001$).	21
Şekil 2.6 : $H = 0.6$ olan fGn sinyalin RSA ile parametre kestirimi ($\hat{H} = 0.615, E = 0.001$).	22
Şekil 2.7 : $H = 0.6$ olan fGn sinyalin PTY ile parametre kestirimi ($\hat{H} = 0.0582, E = 0.291$).	23
Şekil 2.8 : (a) Yapay fBm verisi ($\gamma = 2.2$), (b) (a)'daki sinyalin dalgacık tabanlı analizi ($\hat{\gamma} = 2.19$).	27
Şekil 2.9 : (a) Yapay fGn verisi ($\gamma = 0.8$), (b) (a)'daki sinyalin dalgacık tabanlı analizi ($\hat{\gamma} = 0.789$).	27
Şekil 2.10 : (a) Yapay fBm verisi ($\gamma = 2.2$), (b) (a)'daki sinyalin TBA tabanlı analizi ($\hat{\gamma} = 2.18$).	29
Şekil 2.11 : 3 bileşenli $s[n]$ sinyalinin GKA analizi: Yukarıdan aşağıya; analiz edilen sinyal, ilk 4 yinelemedeki IMF'ler, artık sinyal [61].	33
Şekil 2.12 : $A_1 = A_2 = 1, \omega_1 = 0.02\pi, \omega_2 = 0.01\pi$ olan bileşenler ve toplam sinyal.	34
Şekil 2.13 : Şekil 2.12-c'deki sinyalin IMF'leri.	34
Şekil 2.14 : (a) $H = 0.7$ olan fBm, (b) GKA ile H kestirimi, (c) DTY ile H kestirimi.	35
Şekil 3.1 : $N = 2^{13}$ olan fGn'ler üzerinde H kestirim yöntemlerinin başarımları kutu çizimleri.	40
Şekil 3.2 : $N = 2^{13}$ olan fGn'lerin H kestirimlerinin (a) Ortalama karekök hataları (OKH) ve (b) Sapma ($\mu_H - H_{Teorik}$) değerleri.	41
Şekil 3.3 : (a) $H = 0.3$, (b) $H = 0.5$, (c) $H = 0.7$ ve (d) $H = 0.9$ için kestirimlerin ortalama değerleri (μ_H) $\pm$ standart sapmaları (σ_H) ile OKH'larının veri boyu N ile değişimleri.	43
Şekil 3.4 : $N = 2^{13}$ olan fBm'ler üzerinde H kestirim yöntemlerinin başarımları kutu çizimleri.	44
Şekil 3.5 : $N = 2^{13}$ olan fBm'lerin H kestirimlerinin (a) Ortalama karekök hataları (OKH) ve (b) Sapma ($\mu_H - H_{Teorik}$) değerleri.	44

Şekil 3.6 :	$H=0.8$ olan saf fGn sinyal ve periyodik bileşenler için KDY ile elde edilen bağlanım çizimleri (SNR =-10 dB, en büyük öbek uzunluğu $m = 300$ seçilmiştir); (a) saf fGn ($\hat{H} = 0.8021$) ve fGn+yüksek frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.7674$) için bağlanım eğrileri, (b) fGn+düşük frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.6482$) için bağlanım eğrileri.	49
Şekil 3.7 :	$H=0.8$ olan saf fBm sinyal ve tek-ton periyodik ($\omega = 2\pi/10$) bileşen için HY ile elde edilen bağlanım çizimleri (SNR =35 dB seçilmiştir). Saf fBm için ($\hat{H} = 0.8222$) ve fGn+sinüs için $\hat{H} = 0.7115$ kestirilmiştir. Şekildeki oklar $\{\tau = 10k, k = 1, 2, \dots\}$ ($\epsilon(\tau) = 0$) anlarını göstermektedir (τ değeri 2 ile 300 arasında alınmıştır).	51
Şekil 3.8 :	$H=0.8$ olan saf fBm sinyal ve periyodik bileşenler için HY ile elde edilen bağlanım çizimleri ($\tau_{max} = 300$ seçilmiştir); (a) saf fBm ($\hat{H} = 0.8222$) ve fBm+yüksek frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.7207$) için bağlanım eğrileri, (b) fBm+düşük frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.5688$) için bağlanım eğrileri.	52
Şekil 3.9 :	$H=0.8$ olan saf fGn sinyal ve periyodik bileşenler için PTY ile elde edilen bağlanım çizimleri; (a) saf fGn ($\hat{H} = 0.8104$), (b) fGn+yüksek frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.7601$), (c) fGn+düşük frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.6499$) için bağlanım eğrileri.	54
Şekil 3.10 :	$H=0.8$ olan saf fGn sinyal ($\hat{H} = 0.8042$) ve periyodik bileşenler için DTY ile elde edilen bağlanım çizimleri (Doğrusal uydurma için ilk 5 ölçek hesaba katılmamıştır); (a) fGn+yüksek frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.5282$), (b) fGn+düşük frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.7088$).	56
Şekil 3.11 :	$H=0.8$ olan saf fGn sinyal ($\hat{H} = 0.8137$) ve periyodik bileşenler için TBAY ile elde edilen bağlanım çizimleri (Analizde özilişki matrisinin boyu 300 seçilmiştir); (a) fGn+yüksek frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 1.0731$), (b) fGn+düşük frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 1.0776$).	59
Şekil 3.12 :	Teoride $H=0.8$ olan yapay fGn sürece farklı SNR’da (a) görece yüksek frekans, (b) görece düşük frekanslı periyodik bileşen karışması durumunda kestirilen H değerlerinin SNR’a göre değişimleri [7].	60
Şekil 3.13 :	UNC ve MAWI ağ trafik verileri için bağlanım çizimleri [7]. . . .	62
Şekil 3.14 :	(a) Kırpışma gürültüsü ($\gamma = 1$), (b) beyaz gürültü ($\gamma = 0$) ve (c) eşit güçte karışım sinyallerinin dalgacık katsayıları değişimlerinin logaritmik eksenle ölçeğe göre değişimi, (d) Karışım sinyalin dalgacık katsayısı değişimlerinin fark dizisi. (Tüm değişinti değerleri belirlenen eğimde doğru oluşturacak şekilde teorik olarak seçilmiştir.)	64
Şekil 3.15 :	(a) $N = 4096$ sabit uzunluğu için $\hat{\gamma}$ ’nın OKH’lerinin SNR’a göre değişimi, (b) SNR = 0 dB sabit değeri için $\hat{\gamma}$ ’nın OKH’lerinin veri boyu N ’ye göre değişimi.	67
Şekil 3.16 :	$N = 4096$ sabit uzunluğu için kestirilen $\hat{\gamma}$ ortalamalarının ve standart sapmalarının (dikey çizgiler) SNR’a göre değişimi. . . .	68

Şekil 3.17 :	Veri modelleme ve kalıntı sinyali çıkarımı, (a) “TUBİ” istasyonunda kaydedilen GPS zaman serisinin kuzey-güney bileşeni ve kestirilen model (Kestirilen model parametreleri: $Y_0=21.95$, $v=-0.42$, $a_1=0.70$, $a_2=-1.24$, $a_3=0.07$, $a_4=0.4$, $c=-5.19$), (b) Kalıntı sinyali.	72
Şekil 3.18 :	(a) “TUBİ” istasyonu GPS kalıntı sinyali, (b) Kalıntı sinyalinin dalgacık katsayıları değişimlerinin ölçeğe göre değişimi, (c) Dalgacık katsayıları değişimlerinin fark dizisi.	72
Şekil 3.19 :	(a) “KANT” istasyonu GPS kalıntı sinyali, (b) Kalıntı sinyalinin dalgacık katsayıları değişimlerinin ölçeğe göre değişimi, (c) Dalgacık katsayıları değişimlerinin fark dizisi.	73
Şekil 3.20 :	GEBZE istasyonunda kaydedilmiş sismik arkaplan gürültü sinyali, (b) (a)’daki sinyalin dalgacık katsayıları değişimleri, (c) Dalgacık katsayıları değişimlerinin fark dizisi.	74
Şekil 3.21 :	Gürültülerin kip karakteristikleri (Kip karakteristikleri 1-inci ölçeğin değişimi $\sigma[1] = 1$ olacak şekilde düzeltilmiş ve aynı seviyelere çekilmişlerdir); (a) Beyaz gürültü ($H = 0.5$), (b) $1/f$ gürültü ($H = 0.9$), (c) Beyaz + $1/f$ Gürültü.	77
Şekil 3.22 :	Yapay GPS konum verisi.	78
Şekil 3.23 :	Yapay GPS konum verisi IMF’leri.	79
Şekil 3.24 :	Yapay GPS konum verisi kip karakteristikleri.	79
Şekil 3.25 :	Gürültüden arındırılmış sinyal ve özgün sinyal (model).	80
Şekil 3.26 :	TUBİ doğu-batı GPS konum verisi ve GKA analizi (IMF’ler). . .	80
Şekil 3.27 :	TUBİ GPS konum verisinin kip karakteristiği.	81
Şekil 3.28 :	TUBİ GPS konum verisinin (a) gürültü, (b) yönseme bileşenleri. .	81
Şekil 3.29 :	Marmara Radon istasyonları (Armutlu, Gönen ve Efteni (Düzce) istasyonları işaretlenmiştir).	83
Şekil 3.30 :	(a) 1 Eylül - 31 Ekim 2004 tarihleri arasında kaydedilen toprak radon gazı çıkışı verisi, (b) Yüksek frekanslı bileşen (ilk 6 IMF toplamı), (c) Düşük frekanslı bileşen (son 6 IMF toplamı).	83
Şekil 3.31 :	Yüksek frekanslı bileşenin 1 gün örtüşmeli 2-günlük kayan pencereler ile kesilen parçalarının kısa zamanlı enerjileri.	84
Şekil 3.32 :	(a) 19 Nisan - 25 Nisan 2009 tarihleri arasında kaydedilen toprak radon gazı çıkışı verisi ve 22 Nisan 2009 saat 19:24’te $M=2.7$ olan deprem, (b) Yüksek frekanslı bileşen (ilk 4 IMF toplamı), (c) Düşük frekanslı bileşen (son 4 IMF toplamı).	85
Şekil 3.33 :	(a) 2003 yılında Efteni (Düzce) istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı çıkış verileri ve meydana gelen depremler, (b) Yüksek frekanslı bileşen, (c) Düşük frekanslı bileşen.	85
Şekil 3.34 :	Efteni verisi yüksek frekanslı bileşenin 1 gün örtüşmeli 2-günlük kayan pencereler ile kesilen parçalarının kısa zamanlı enerjileri. .	86
Şekil 3.35 :	Balıkesir istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı verisi; (a) 1-yıllık (1 Ocak - 31 Aralık 2008) veri, (b) 3-aylık veri (1 Ocak - 31 Mart 2008), (c) 3-aylık veri (1 Haziran - 31 Ağustos 2008), (d) 1-haftalık veri (1-7 Şubat 2008), (e) 1-haftalık veri (1-7 Ağustos 2008).	89

Şekil 3.36 :	Gönen istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı verisi; (a) 1-yıllık (1 Ocak - 31 Aralık 2008) veri, (b) 3-aylık veri (1 Ocak - 31 Mart 2008), (c) 3-aylık veri (1 Haziran - 31 Ağustos 2008), (d) 1-haftalık veri (1-7 Şubat 2008), (e) 1-haftalık veri (29 Temmuz- 4 Ağustos 2008).	89
Şekil 3.37 :	1-7 Ağustos 2008'de Balıkesir istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı verisi ve aynı tarihlerdeki hava sıcaklık ölçümleri. . . .	90
Şekil 3.38 :	Şekil 3.35-(e)'deki sinyalin IMF'leri (Günlük periyodik bileşen 5. IMF'de ortaya çıkmıştır).	91
Şekil 3.39 :	(a) 1-7 Ağustos 2008'de Balıkesir istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı verisi, (b) Elde edilen günlük-periyodik bileşen, (c) Artık sinyal.	92
Şekil 3.40 :	(a) 29 Temmuz - 4 Ağustos 2008 Gönen istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı verisi, (b) Elde edilen günlük-periyodik bileşen, (c) Artık sinyal.	92
Şekil 3.41 :	26 Mayıs - 6 Haziran arasında, genliği 3'ten büyük 5 adet depremin olduğu dönemde kaydedilen (a) radon verisi, (b) periyodik bileşen, (c) artık sinyal, (d) depremler.	93
Şekil 3.42 :	Sualtı ortam gürültüsü verisinin GKA analizi.	94
Şekil 4.1 :	Beyaz gürültü IMF'lerinin histogramları ve uydurulmuş normal yoğunluk işlevleri.	97
Şekil 4.2 :	Beyaz gürültü IMF'lerinin yarı-logaritmik eksende ortalama periyotları.	98
Şekil 4.3 :	Beyaz gürültü IMF'lerinin izgeleri.	99
Şekil 4.4 :	IMF güçlerinin logaritmasının $\ln(T)$ 'ye göre değişimi.	100
Şekil 4.5 :	1. Sütun: Örnek Beyaz gürültü IMF'leri, 2. Sütun: SGA histogramları ve log-normal yoğunluk işlevleri, 3. Sütun: SGG histogramları ve Weibull yoğunluk işlevleri (x-ekseni veri noktası sayısıdır).	103
Şekil 4.6 :	Logaritmik ölçekte SGA-SGG ilişkisi (Her grubun ortalama değeri siyah daireler şeklinde çizdirilmiştir. Uydurulan doğrunun eğimi -0.4821 kestirilmiştir).	104
Şekil 4.7 :	1. Sütun: Beyaz Gürültü + $\cos(0.04\pi t)$ IMF'leri, 2. Sütun: 2-5 IMF'lerin SGA histogramları (Yalnız gürültü durumunda elde edilen log-normal yoğunluk işlevleri de gösterilmiştir.), 3. Sütun: 2-5 IMF'lerin SGG histogramları (Yalnız gürültü durumunda elde edilen Weibull yoğunluk işlevleri de gösterilmiştir).	105
Şekil 4.8 :	$H = 0.2, 0.5, 0.8$ ve 2., 4., 6. 8. IMF'ler için SGA histogramları ve Log-normal yoğunluk işlevleri.	107
Şekil 4.9 :	Log-normal dağılım parametreleri; (a) μ_k , (b) σ_k	108
Şekil 4.10 :	SGG histogramları ve Weibull yoğunluk işlevleri.	109
Şekil 4.11 :	Weibull dağılım parametreleri; (a) $\log_2(\lambda_k)$; (b) δ_k	110
Şekil 4.12 :	SGA ve SGG dağılım parametrelerinden $\log_2(\lambda_k)$ ve μ_k arasındaki ilişki.	111
Şekil 4.13 :	Sıfır ortalamalı ve birim değişintili normal dağılımlı sürecin yerel en büyük ve yerel en küçük noktalarının olasılık yoğunluk işlevleri.	113
Şekil 4.14 :	Sıfır ortalamalı ve birim değişintili normal dağılımlı sürecin SG genliği yoğunluk işlevi.	114

Şekil 4.15	: $H = 0.5$ beyaz gürültünün IMF'lerinin SGG histogramları ve (4.25) bağıntısında bulunan analitik yoğunluk işlevleri.	115
Şekil A.1	: Fare EEG sinyalleri; (a) Uyanık evre, (b) Hafif uyku, (c) Paradoksial uyku.	136
Şekil A.2	: [119]'da tanımlanan enerji bantları ve ortalama EEG izgeleri. . .	138
Şekil A.3	: (a) Şekil A.1'de gösterilen EEG sinyallerinin ilk 8 IMF'leri [AW (1. sütun), SWS (2. sütun), PS (3. sütun)] , (b) IMF'lerin ortalama güç izgeleri, (c) IMF güç izgelerinin tepe frekans değerlerinin ortalama ve standart sapmaları.	139
Şekil A.4	: 3 evre için IMF enerjilerinin ortalama değerleri (ve dikey çizgiler şeklinde standart sapmaları).	140
Şekil A.5	: Final sınıflandırma başarımları (Öz-sınıflandırma deneyleri). . .	144
Şekil A.6	: Final sınıflandırma başarımları (Çapraz-sınıflandırma deneyleri). .	145

SEMBOL LİSTESİ

f	: Frekans [Hz]
n	: Ayırık zaman değişkeni
t	: Sürekli zaman değişkeni
H	: Hurst parametresi
γ	: İzgesel üstel - Özbenzeşim parametresi
D	: Fraktal boyut
E	: Euclid boyutu
ω	: Açısal frekans [radyan]
$s(t)$	: Analiz edilen, sürekli zamanlı sinyal
$x(t)$	: $1/f$ gürültü sinyali
$p(t)$	: Tek veya çoklu ton periyodik sinyal
$g(t)$	: Beyaz gürültü sinyali
$b(t)$	: Gerekirci sinyal
$c(t)$	: Sözde-periyodik sinyal
$r(t)$	: Artık (kalıntı) sinyali
$y[n]$	: Ayırık zamanlı fBm sinyali
$S(\omega)$	: Güç izgesi
$R_{xx}(t_1, t_2)$	: Özdeğişinti işlevi
$\mu_x(t)$	: Ortalama işlevi
c, b	: Sabit pozitif gerçel sayılar
σ	: Standart sapma
σ^2	: Değişinti
$\underline{\underline{d}}$	: Olasılık dağılımları anlamında eşitlik
$E[.]$	: Beklenen değer ifadesi
$var(.)$	: Değişinti ifadesi
$DWT\{.\}$	: Birimdik dalgacık dönüşümü
$\Delta(.)$	: Fark operatörü
$\Gamma(.)$	: Standart Gama işlevi
$\delta(.)$	: Birim darbe işlevi
τ	: Aralık
$\triangle$	: Artım
$B_H(t)$	: Kesirli Brown devinimi
$G_H(t)$	: Kesirli Gauss gürültüsü
N	: Veri boyu
$X^{(m)}[k]$	: Kümelenmiş seriler
$L(\tau)$	: Fraktal eğri uzunluğu
$\psi(t)$	: Dalgacık taban işlevi
x_n^m	: Ayırık dalgacık detay katsayıları
a_n^m	: Ayırık dalgacık yaklaşıklık katsayıları
N_v	: Sönümleme momenti

$\mathbf{R}$	: Özilişki matrisi
φ	: Özvektör
λ	: Özdeğer
$d_k(t)$	: k . ölçekteki öz kip işlevi (IMF)
$e_{\max}(t)$	: Üst zarf
$e_{\min}(t)$	: Alt zarf
$m(t)$	: Ortalama sinyal
$x_{fGn}[n]$	: Ayrık fGn süreç
$x_{fBm}[n]$	: Ayrık fBm süreç
$N_{\max}$	: Toplamsal sinüzoidallerin temel periyodu
$\lfloor a \rfloor$	: a 'nın mümkün olan en büyük tam sayı değeri
$\mathbb{H}(\cdot)$	: <i>Heaviside</i> basamak fonksiyonu
$\mathbf{C}$	: Ortak değişinti matrisi
$\mathbf{I}$	: Birim matris
Rn^{222}	: Radon elementi
U^{238}	: Uranyum elementi
E_k	: k -inci IMF'nin enerjisi
T_k	: k -inci IMF'nin ortalama periyodu (karakteristik ölçek)
f_s	: Örnekleme frekansı
T_s	: Örnekleme periyodu
$z_k[i]$	: k -inci IMF'nin i -inci sıfır geçiş anı
$\tau_k[i]$	: k -inci IMF'nin i -inci sıfır geçiş aralığı
Z_k	: k -inci IMF'deki toplam sıfır geçiş sayısı
$a_k[i]$	: k -inci IMF'nin i -inci sıfır geçiş genliği
ρ	: Ölçekleme faktörü
μ_k	: k -inci IMF için Log-normal dağılım konum parametresi
σ_k	: k -inci IMF için Log-normal dağılım şekil parametresi
λ_k	: k -inci IMF için Weibull dağılım ölçek parametresi
δ_k	: k -inci IMF için Weibull dağılım şekil parametresi
$p_{\max}(x), p_{\min}(x)$	: Yerel en büyük ve yerel en küçük noktalarının olasılık yoğunluk işlevleri
κ	: Kohen Kappa
ϵ_o	: İhmal hatası
ϵ_c	: Atama hatası

DOĞAL SÜREÇLERDE GÜRÜLTÜ ANALİZİ VE SİNYAL MODELLEMELERİ

ÖZET

Bu tezde doğal gürültü süreçlerini ifade etme için beş sinyal/gürültü modeli üzerinde durulmakta, bu modellerde karşılaşılan problemler tartışılmakta ve çözüm önerileri anlatılmaktadır.

Gürültü, istenmeyen bileşen olmanın aksine, onu oluşturan sistemlerin doğal yapısı hakkında bilgi barındıran sinyal şeklinde ele alınmıştır. Özellikle doğallığın bir getirisi olan istatistiksel anlamda özbenzeşik $1/f$ gürültü, beyaz gürültü, gerekirci sinyal, periyodik ve sözde periyodik bileşenlerin çeşitli şekillerde birleştiği beş model üzerinde durulmuştur. Sinyalin fiziksel özelliklerini mümkün olan en fazla biçimde içeren, aynı zamanda karmaşıklığı da az olacak şekilde seçilen modeller ve her bir model için incelenen problemler aşağıda sıralanmaktadır:

1. Saf $1/f$ Gürültü

İlk modelde analiz edilen sinyalin saf $1/f$ (renkli) gürültü süreci olduğu varsayılmıştır. Bu süreçler, geniş bir uygulama alanında karşılaşılan sinyalleri etkin şekilde modelleyebilmektedir. Model parametrelerinin kestirimi önemli bir konudur. Bu tezde, $1/f$ süreçlerin zaman veya frekans bölgesi özelliklerine dayalı çalışan parametre kestirim yöntemlerinin yapay veri kümeleri üzerinde başarımlarını incelemektedir.

2. $1/f$ Gürültü + Periyodik Bileşen

İlk modeldeki $1/f$ gürültü sürecine tek veya çoklu-ton periyodik bileşen eklenmesi ile ikinci model oluşturulmuştur. Bazı uygulamalarda, içerisinde periyodik bileşen bulunmasına rağmen $1/f$ süreç gibi değerlendirilen sinyaller mevcuttur. Ancak periyodik bileşen karışımı, $1/f$ süreçlerinin yapısını bozmakta ve parametre kestirimini olumsuz etkilemektedir. Bu tezde, mevcut kestirimcilerin veriye periyodiklik karışması durumundaki davranışları analitik olarak araştırılmakta ve sonuçlar benzetimlerle desteklenmektedir.

3. $1/f$ Gürültü + Beyaz Gürültü

Doğallığın bir getirisi olarak doğadaki pek çok sinyal $1/f$ gürültü özelliği göstermesine karşın bu sinyallerin kaydedilmesi sırasında ölçüm hataları veya dış etmenler sebebiyle kayıtlara bozucu sinyaller karışmaktadır. Bu karışım beyaz gürültü ile modellenilebilir. 3-üncü model $1/f$ gürültü ve beyaz gürültü sinyallerinin belirli oranda karışımı şeklinde oluşturulmuştur. Bu modelde gürültü sinyallerinin karışım oranlarının belirlenmesine ve $1/f$ gürültünün türünün kestirimine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu tezde, bahsedilen problemin çözümü için, toplamsal beyaz gürültü karışmış $1/f$ gürültülerin parametre kestirimine yönelik dalgacık tabanlı bir yöntem önerilmiş ve başarımlarını incelemektedir. Önerilen yöntem GPS

(Global Positioning System-Küresel Konumlama Sistemi) zaman serileri kalıntı sinyalleri ve jeofonlar ile kaydedilmiş sismik arkaplan gürültülerine uygulanmıştır.

4. $1/f$ Gürültü + Beyaz Gürültü + Gerekirci Sinyal

4-üncü model, $1/f$ gürültü ve beyaz gürültü karışımı modeline matematiksel bir ifadesi olan gerekirci sinyal eklenmesi ile oluşturulmuştur. Gerekirci sinyalin belirlenmesi, gürültü türünün kestirimi ve gürültü/sinyal ayrıştırma bu modelde üzerinde durulan problemler olup çözüm için Görgül Kip Ayrışımı (GKA) tabanlı bir sinyal-gürültü ayrıştırma yönteminin kullanılması önerilmektedir. Bu modeldeki problem çözümüne ilişkin uygulama örneği yine GPS zaman serileri verisinde gürültü süzme ve yönseme giderme şeklinde verilmiştir.

5. $1/f$ Gürültü + Sözde Periyodik Bileşen

Ele alınan son durum $1/f$ gürültü ile sözde periyodik sinyalin karışımı ile oluşan modeldir. Bu modeldeki temel problem olan arkaplan gürültü sinyalinin sözde-periyodik etkilerden güzbüz şekilde arındırılması yine GKA tabanlı bir algoritma ile çözülmektedir. Atmosferik etmenler sebebiyle içerisinde sözde periyodik bileşen barındıran toprak radon gazı çıkış verileri önerilen modele uyan gerçek sinyal örneği olarak verilmekte ve bu verilerden günlük sözde-periyodik bileşenler güzbüz şekilde temizlenmektedir.

Bu tezde tanımlanan sinyal/gürültü modellerinde karşılaşılan problemlerin çözümünde Görgül Kip Ayrışımı'ndan sıklıkla yararlanılmıştır. Çoğu uygulamada basit ve güzbüz çözüm sağlamasına rağmen GKA'nın çalışma yapısı teorik olarak henüz açıklanamamıştır. Bu tezde son olarak, GKA'nın gürültü sinyalleri üzerindeki davranışları incelenmektedir. İlk önce beyaz gürültü daha sonra da genel olarak $1/f$ gürültü üzerinde GKA'nın çalışması incelenmiş, GKA ile elde edilen gürültü Öz Kip İşlevleri'nin (IMF) sıfır geçiş aralıkları ve sıfır geçiş genliklerinin istatistiksel karakteristikleri (olasılık yoğunluk işlevleri) çıkarılmıştır. Beyaz gürültü IMF'lerin sıfır geçiş karakteristikleri, "sinyal+gürültü" durumunda hangi IMF'nin gürültü hangisinin sinyal bileşenlerini daha çok içerdiği konusunun belirlenmesi, gürültü süzme, sinyal sezme, yönseme giderme gibi uygulamalarda kullanılabilmektedir. Gelecek çalışmalarda bu karakteristikler yardımıyla durağanlık testi, geçişli sinyal sezimi gibi uygulamaların geliştirilebileceği öngörülmektedir.

NOISE ANALYSIS AND SIGNAL MODELING IN NATURAL PROCESSES

SUMMARY

In this thesis, five signal/noise models are investigated for natural process characterization. For each model, possible signal processing problems are discussed and solutions are proposed.

Here, noise, instead of being unwanted component, is considered as a "signal" that carry information about the natural characteristics of the source systems. The models are constructed as the combination of $1/f$ noise, white noise, deterministic signal, periodic and pseudo-periodic signals. The selected models are as follows:

1. Pure $1/f$ Noise

In the first model, analyzed signal is considered as pure $1/f$ (colored) noise. $1/f$ noise is used to model a large number of processes; such as network traffic data, geophysical signals, financial and biological data, etc. $1/f$ processes are generally modeled by normally distributed, zero mean models namely fractional Brownian motion (fBm) and its incremental process fractional Gaussian noise (fGn). These models can be characterized by a single self-similarity parameter; spectral exponent (γ) or relatedly Hurst parameter (H). Therefore, accurate estimation of the self-similarity parameters are essential for many signal processing applications. There are numerous parameter estimation methods defined in time, frequency, wavelet and eigen domains. They exploit different characteristics of $1/f$ processes. In this thesis some of the most commonly used methods for parameter estimation are investigated and performance evaluations of the methods are done on simulated data sets. Analyzed methods are as follows:

- Time-domain Estimators
 - Aggregated Variances Method
 - Absolute Values Method
 - Higuchi Method
 - R/S Method
- Frequency-domain Estimators
 - Periodogram Based Method
- Wavelet-based Estimator

2. $1/f$ Noise + Periodic Component

The second model consists of a $1/f$ noise and single- or multi-tone periodic component. Observations on real data have shown that the measured data in many applications such as computer networks may contain periodicity besides $1/f$ noise. This periodic component avoids reliable estimation of the $1/f$ noise parameters. In this thesis, the parameter estimation performances of well-known estimators under

periodicity corruption are investigated. Analytical expressions for the methods in time, frequency, wavelet and eigen domains are derived and the periodicity effects are demonstrated through simulations. As an example to the model, real network traffic flow measurements are provided.

3. $1/f$ Noise + White Noise

The superposition of $1/f$ and white noise is a useful noise-model used in many fields. The third model is selected as the mixture of $1/f$ noise and white noise. The estimation of the type of the $1/f$ noise (estimation of the spectral exponent parameter) and the determination of the mixture ratios of these noises are important in many applications such as GPS (Global Positioning System) time series residual noise and the seismic background noise measured by geophones. Here we propose a wavelet-based method to estimate the spectral exponent of $1/f$ process corrupted by white noise. The method relies on eliminating the effect of white noise by a simple difference operation constructed on the variance progression of the wavelet coefficients. In the application section, GPS time series residual noise and geophone seismic background noise are analyzed. It is observed that both data follow the proposed model. The $1/f$ noise component in the GPS residual signals is measured as the flicker noise (induced by atmospheric effects, mismodeled satellite orbits, etc.). The estimation of noise characteristics of such data is essential for obtaining information such as earth surface displacement velocity, seismic activities, indication of earthquakes, etc.

4. $1/f$ Noise + White Noise + Deterministic Signal

This model is obtained by adding a deterministic signal to the previous model. Here the main problem is to separate the noise and deterministic signal components which can be considered as denoising or detrending process. A signal/noise separation method based on Empirical Mode Decomposition (EMD) is proposed. EMD is a signal-adaptive and iterative decomposition method that decompose the signal into several Intrinsic Mode Functions (IMF) which are considered as the characteristic (physically meaningful) modes of the signal in different frequency regions. This thesis expands the EMD-based denoising scheme for white + colored noise case, which is applicable to some real world signals. As an example, the method is applied to real GPS based geodetic time series to separate the noise and the signal parts.

5. $1/f$ Noise + Pseudo-periodic Component

The last signal model is assumed to be the superposition of a $1/f$ noise and pseudo periodic component. Here, the investigated problem is to remove pseudo-periodic signal from the process to extract the background noise characteristics. We suggest using an algorithm to detect and remove pseudo periodic oscillations from the raw data based on EMD method. As an example to the last model, we provide soil radon emanation data. Soil radon gas emanation is found to be related to the seismic activities. However, the effects of meteorological variations may appear as (pseudo) periodic components due to seasonal and/or diurnal variations. The temperature changes considered to be the main reason for periodicity. Soil radon emanation data has short-term diurnal (daily) visible variations especially in summer periods; probably due to formation of cracks in the dried soil that enable of the surface air to penetrate into 1 meter soil depth. These pseudo-periodic components may mask the evaluation of soil radon data which at the same time might include pre-cursors

of seismic activities. Hence, robust separation of these components is essential for reliable analysis of the relationship of seismic activities and the soil radon gas emanation. The algorithm is applied to the soil radon data obtained from several measurement stations and the results are given.

In this thesis, EMD is frequently used as a solution method to the signal/noise modeling problems. EMD is a convenient and simple tool for signal analysis. However, since EMD is an empirical method, satisfactory theoretical definition of its algorithm is not given yet in the literature. Several studies are done numerically in order to better understand the behavior of the EMD procedure, especially on wide band noise. In the final part of this thesis, instead of the noise signal itself, we investigate the statistical characteristics of zero-crossing intervals (ZCI) and zero-crossing amplitudes (ZCA) (the time interval and the absolute value of extrema between two successive zero-crossings) of Intrinsic Mode Functions (IMF) of white noise and more generally $1/f$ noise. The probability density functions of ZCIs and ZCAs are obtained via extensive simulations. An analytical approach to the density function of ZCA's are also discussed. It is shown that the ZCI and ZCA distributions of the signal provides useful information about the type of the analyzed noise. The results can be used for many applications such as robust noise removal, detrending, stationarity tests, transient signal detections, etc.

.

1. GİRİŞ

1.1 Amaç ve Motivasyon

Haberleşme, tıp ve bilişim sistemleri gibi çeşitli alanlarda baş döndürücü hızla ilerleyen teknolojinin temel dayanaklarının başında sinyal işleme kuramı gelmektedir. Geniş bir uygulama alanına sahip olan sinyal işlemenin ana unsurlarından biri ise, örüntü tanıma, öngörü, kontrol, sezme, vb. gibi amaçlar için eldeki ham verilerden “bilgi” çıkarılması problemidir. Bunun yanı sıra, verilerin parametrik hale getirilerek az sayıda parametre ile ifade edilip modellenenilmeleri istenir. Çeşitli alanlarda sinyal işleme algoritmaları geliştirilirken analiz edilen sinyallere uygun model kurma gerekliliği doğmaktadır. Sinyal işleme yöntemleri çoğu zaman önceden belirlenmiş bir model üzerine kurulmaktadır. Modelleme ile bir sürecin fiziksel yapısı ve karakteristik özellikleri mümkün olan en iyi biçimde ifade edilmeli aynı zamanda modelin karmaşıklığı da en az seviyede tutulmalıdır. Modelleme gerekirci sinyaller ile yapılabileceği gibi istatistiksel özellikler ile de ifade edilebilir. Gerçek sinyal işleme uygulamalarında eldeki sinyallerin anlaşılması, ifade edilmesi ve belirli bir amaç için kullanılması modelleme ile mümkün olmaktadır. Diğer taraftan, sinyal işleme uygulamalarında gözlenen veriler eksik ve bozulmuş olup istenmeyen bileşenler de içermektedir. Bu bileşenler “gürültü” olarak adlandırılır. Gürültü, “ölçümler sırasındaki çeşitli etkenlerden kaynaklanan, ilgilenilen frekans bandındaki istenmeyen rasgele değişimler (salınımlar)” şeklinde karşımıza çıkmaktadır. Haberleşme, müzik/ses ve görüntü işleme, sonar/radar sistemleri, sensör dizinleri, kontrol sistemleri, jeofizik uygulamaları vb. gibi konularda “bozucu bileşen” gürültünün ortadan kaldırılması (gürültü süzme) yani sinyal-gürültü oranının (SNR) yükseltilmesi, yıllardır üzerinde en çok çalışılan sinyal işleme problemi olmuş ve sayısız yöntemler geliştirilmiştir. Ancak, bazı durumlarda gözlenen verinin rasgele süreç şeklinde olmakta ve verinin kendisi gürültü şeklinde değerlendirilmektedir. Bir kaynak veya sistemin özellikleri hakkında bilgi taşıması bakımından gürültü de bir sinyal olarak

değerlendirilebilir [1]. Gürültü sinyalleri toptan çöpe atılamayacağı gibi, doğru modellenme ve uygun analiz yöntemleri ile bunları oluşturan sistemler ve yapılar hakkında bilgi edinmek mümkün olur. Rasgeleliğin bir getirisi olarak gürültü sinyalleri istatistiksel özellikleri ile ifade edilir ve modellenir. Rasgele gürültü sinyalleri zamanda tahmin edilemez değişimler göstermelerine karşın istatistiksel özellikleri belirli bir düzen içerisindedir [2]. Bu düzenin ortaya çıkarılması ile gürültü anlamlı veri haline getirilir. Gürültünün doğru modellenmesi bilgi çıkarımının yanı sıra model içerisindeki gürültü ve diğer sinyal bileşenlerinin ayrıştırılmasını mümkün hale getirmektedir.

Bu tezde, doğada rastlanan gürültü süreçlerini ifade etme için önerilen beş sinyal modeli üzerinde durulmakta, bu modellerde karşılaşılan sinyal işleme problemleri tartışılmakta ve çözüm önerileri sunulmaktadır. Özellikle istatistiksel anlamda özbenzeşik $1/f$ gürültü, beyaz gürültü, gerekirci sinyal, periyodik ve sözde periyodik bileşenlerin çeşitli şekillerde birleştiği 5 model üzerinde durulmuştur. Bu modeller aşağıda özetlenmektedir.

1.2 Veri Modelleri

Model 1: Saf $1/f$ Gürültü [$s(t) = x(t)$]

Sinyal işleme uygulamalarının geniş bir bölümünde sinyal üzerindeki gürültünün toplamsal beyaz Gauss gürültüsü olduğu varsayılmaktadır. Ancak söz konusu yaklaşım doğadaki gerçek sinyallerde geçerliliğini yitirmekte, doğallığın bir getirisi olarak $1/f$ (renkli) gürültüler karşımıza çıkmaktadır. İlk modelde analiz edilen sürecin sadece $1/f$ gürültüden oluştuğu varsayılmıştır:

$$s(t) = x(t) \tag{1.1}$$

Burada $x(t)$, izge parametreleri bilinmeyen, durağan veya durağan olmayan bir $1/f$ gürültü sinyalidir. Elektronikten jeofiziğe, biyolojiden ekonomiye ve hatta sosyolojiye kadar pek farklı çok alanda karşılaşılan bu gürültü süreçleri, Hurst parametresi (H) ve ilintili olarak izgesel üstel (γ) gibi belirli sayıda parametre ile ifade edilebilmektedirler. Doğal olarak, bu modeldeki en önemli problem gürültü parametrelerinin kestirimidir. Bu tezde, parametre kestirimi için önerilen, zaman ve frekans bölgesinde çalışan

yöntemlerin yapay veri kümeleri üzerinde başarımları sınamaları gerçekleştirilmekte ve karşılaştırmalar yapılmaktadır.

İncelenen verilerin ölçümleri sırasında ortaya çıkan ek gürültü, periyodik bileşen, yönseme gibi bozucu etkiler parametre kestirimini olumsuz yönde etkilemektedir. Aşağıdaki modellerde bu bozucu bileşenler de dikkate alınmaktadır.

Model 2: $1/f$ Gürültü + Periyodik Bileşen [$s(t) = x(t) + p(t)$]

İkinci modelde ilgilenilen sinyalin:

$$s(t) = x(t) + p(t) \quad (1.2)$$

şeklinde olduğu düşünülmüştür. Burada Model-1'deki $1/f$ gürültüye ek olarak tek veya çoklu ton periyodik sinyal, $p(t)$, hesaba katılmaktadır.

Bazı uygulamalarda, içerisinde periyodik bileşen bulunmasına rağmen $1/f$ süreç gibi değerlendirilen sinyaller mevcuttur. Örneğin ağ trafiği ölçümlerinde bu tip periyodiklik içeren veri kümelerine rastlanılmaktadır [3, 4]. Model-1 için başarımları yapılan kestirim yöntemleri çoklu-ton periyodik bileşen karışımından olumsuz yönde etkilenmektedir. Bu bölümde, parametre kestirim yöntemlerinin periyodik bileşen karışımı altında başarımları teorik olarak analiz edilmekte ve sonuçlar benzetimlerle desteklenmektedir. Gerçek ağ trafik verilerinin analizleri uygulama bölümünde sunulmaktadır.

Model 3: $1/f$ Gürültü + Beyaz Gürültü [$s(t) = x(t) + g(t)$]

Verilerin toplanması sırasında ölçüm elemanlarının yeteri kadar düzgün çalışmaması ve bazı dış etmenlerden dolayı ölçümlere bozucu sinyaller karışmaktadır. Bu etkiler beyaz gürültü ile modellenenilmektedir. 3-üncü modelde $1/f$ gürültü ($x(t)$) ve beyaz gürültü ($g(t)$) karışımı ele alınmıştır:

$$s(t) = x(t) + g(t) \quad (1.3)$$

Bu modelde ortaya çıkan problem gürültü sinyallerinin karışım oranlarının belirlenmesi ve $1/f$ gürültü $x(t)$ 'nin türünün kestirimidir. Bu tezde, bahsedilen problemin çözümü için, toplamsal beyaz gürültü karışmış $1/f$ gürültülerin parametre kestirimine yönelik dalgacık tabanlı bir yöntem önerilmiş ve başarımları gerçekleştirilmiştir.

Önerilen yöntem GPS (Global Positioning System-Küresel Konumlama Sistemi) zaman serileri kalıntı sinyalleri ve jeofonlar ile kaydedilmiş sismik arkaplan gürültülerine uygulanmış ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Model 4: $1/f$ Gürültü+Beyaz Gürültü+Gerekirci Sinyal [$s(t) = x(t) + g(t) + b(t)$]
4-üncü model, $1/f$ gürültü ve beyaz gürültü karışımı modeline matematiksel bir ifadesi olan gerekirci sinyal, $b(t)$, eklenmesi ile oluşturulmuştur:

$$s(t) = x(t) + g(t) + b(t) \quad (1.4)$$

Bu modelde ortaya çıkan problem gürültü bileşenleri ile gerekirci sinyal bileşenlerinin gürbüz şekilde ayrıştırılması problemidir. Burada Görgül Kip Ayrışımı (GKA) tabanlı bir sinyal-gürültü ayrıştırma yöntemi kullanılmıştır. GKA, durağan olmayan sinyallerin analizinde etkin şekilde kullanılan, sinyal-uyumlu (uyarlamalı), yinelemeli ve yerel çalışan bir ayrıştırma yöntemidir. Bu modeldeki problem çözümüne ilişkin uygulama yine GPS zaman serileri verisinde gürültü süzme ve yönseme giderme şeklinde verilmiştir. Yöntemin önemli avantajlarından biri, herhangi bir model varsayımı yapmaksızın GPS zaman serilerinin otomatik modellenmesine ve gürültüden arındırılmasına olanak vermesidir. Bir diğer avantaj ise, GPS sinyali üzerindeki gürültünün gücü zamanla değişse dahi yöntem yerel çalıştığından gürültüden arındırma ve modelleme gürbüz şekilde çalışabilmesidir.

Model 5: $1/f$ Gürültü + Sözde Periyodik Bileşen [$s(t) = x(t) + c(t)$]
Ele alınan son durum $1/f$ gürültü ile sözde periyodik sinyalin karışımı ile oluşan modeldir:

$$s(t) = x(t) + c(t) \quad (1.5)$$

$c(t)$ sözde periyodik bir sinyal, $x(t)$ ise $1/f$ gürültü sinyalidir. Bu modeldeki temel problem olan arkaplan gürültü sinyalinin sözde-periyodik etkilerden arındırılması yine GKA tabanlı bir algoritma ile çözülmektedir. Atmosferik etmenler sebebiyle içerisinde sözde periyodik bileşen barındıran toprak radon gazı çıkış verileri önerilen modele uyan gerçek sinyal örneği olarak verilmekte ve bu verilerden günlük sözde-periyodik bileşenler gürbüz şekilde temizlenmektedir.

1.3 Gürültü Analizinde Görgül Kip Ayrışımı

Bu tezde tanımlanan sinyal/gürültü modellerinde karşılaşılan problemlerin çözümünde Görgül Kip Ayrışımı'ndan sıklıkla yararlanılmıştır. Çoğu uygulamada basit ve gürbüz çözüm sağlamasına rağmen GKA'nın çalışma ilkesi teorik olarak henüz tanımlanmamıştır. Bu yöntemin çalışma ilkesinin anlaşılabilmesi amacıyla bazı deneysel analizler yapılmakta ve yöntemle matematiksel yaklaşımlar geliştirilmektedir. Bu tezde, beyaz ve $1/f$ gürültü sinayalleri GKA ile bileşenlerine (Öz Kip İşlevleri - IMF)) ayrıştırılarak incelenmekte ve istatistiksel çıkarımlar yapılmaktadır. İlk önce beyaz gürültü daha sonra da genel olarak $1/f$ gürültü üzerinde GKA'nın çalışması incelenmiş, gürültü bileşenlerinin (IMF'lerinin) sıfır geçiş aralıkları ve sıfır geçiş genliklerinin istatistiksel karakteristikleri (olasılık yoğunluk işlevleri) çıkarılmıştır. Beyaz gürültü IMF'lerin sıfır geçiş karakteristikleri "sinyal+gürültü" durumunda hangi IMF'nin gürültü hangisinin sinyal bileşenlerini daha çok içerdiği konusunun belirlenmesinde kullanılabilmektedir. Gelecek çalışmalarda bu karakteristikler yardımıyla durağanlık testi, geçişli sinyal sezimi gibi uygulamaların geliştirilebileceği öngörülmektedir.

1.4 Katkılar

Bu tezde, doğal gürültü süreçleri için sinyal modelleri önerilmekte, bu modellerde karşılaşılan problemler tartışılmakta ve çözüm önerileri sunulmaktadır. $1/f$ gürültü, beyaz gürültü, gerekirci sinyal ve sözde periyodik bileşenlerin çeşitli şekillerde birleştiği 5 model tartışılmıştır. Her bir model için bir temel problem seçilip çözüm yöntemi araştırılmıştır. Modeller ve yöntemler gerçek veri uygulamaları ile örneklendirilmiştir. Bu tezde ayrıca, beyaz ve $1/f$ gürültü sinayallerinin GKA ile elde edilen IMF'lerinin istatistiksel özellikleri araştırılmıştır. Tezin katkıları şu şekilde sıralanabilir:

- Farklı H kestirim yöntemlerinin başarımlarını sınamaları yapılarak karşılaştırmalı sonuçların sunulması [5, 6],
- $1/f$ gürültü sürecine karışmış periyodik bileşenin kestirimciler üzerindeki etkilerinin (teorik olarak ve benzetimler ile) ortaya çıkarılması [7, 8],

- Toplamsal beyaz gürültü karışımı altında $1/f$ gürültü süreçlerinin dalgacık tabanlı bir yöntem ile karışım oranlarının belirlenmesi ve parametre kestirimlerinin gerçekleştirilmesi [9–11],
- Üzerine $1/f$ ve beyaz gürültü binmiş gerekirci sinyallerde gürbüz ve parametrik olmayan sinyal-gürültü ayrışımının yapılması [12, 13],
- Doğal süreçlerin sözde periyodik bileşen karışımından arındırılması [14, 15],
- Görgül kip ayrışımı yönteminin gürültü sinyalleri üzerindeki sınamalarının yapılması ve gürültü bileşenlerinin istatistiksel karakteristiklerinin çıkarılması [15–17].

1.5 Tezin Organizasyonu

Bu tez "Giriş" ve "Sonuç" bölümleriyle birlikte toplam 6 bölümden oluşmaktadır. Giriş bölümünde tezin konusu ve katkıları özetlenmektedir. Ardından Bölüm-2'de gürültü ve $1/f$ süreçler hakkında temel bilgiler verilmekte ve literatürde mevcut olan $1/f$ süreç analiz yöntemleri anlatılmaktadır. Ayrıca GKA yöntemi de bu bölümde tanıtılmaktadır. Yukarıda bahsedilen veri modelleri Bölüm-3'te açıklanmaktadır. Yine aynı bölümde, her bir modelde karşılaşılabilecek problemler ve çözüm önerileri sunulmakta, gerçek veri uygulamaları gösterilmektedir. Bölüm-4'te GKA yöntemi ile gürültü analizi ve karakterizasyonu konusu ele alınmakta, yapılan deneysel ve matematiksel çalışmalar anlatılmaktadır. Son olarak "Sonuç ve Öneriler" bölümünde doktora tezinin sonuçları ve özgün katkıları özetlenmekte, gelecek çalışmalar için öngörülere yer verilmektedir.

2. TEMEL BİLGİLER

2.1 Gürültü

Gürültü kavramı isminin çağrıştırdığı olumsuz hisse karşın, bilim tarihinin en önemli fikirlerinin başında gelen “atomun varlığı” fikrinin oluşmasında anahtar konumda kullanılmıştır. Cohen’e [18] göre gürültünün keşfi, Einstein tarafından 1905 yılındaki Brown devinimini (Brownian motion - polen ve tozların sıvı içerisindeki düzensiz hareketleri) açıklayan makalede [19] yapılmıştır. Bu makelede Einstein atomların varlığının tespitinde gürültünün önemli bir araç olduğunu göstermektedir. Ardından gelen çalışmalarda, bilimin hemen her alanında önemli problemlerin çözümünde gürültü kavramı etkin şekilde kullanılmıştır.

Gürültü’yü çeşitli sınıflar altında toplamak mümkündür. Örneğin kaynağına göre gürültü temelde şu şekilde sınıflandırılabilir [1]:

- Akustik Gürültü: Pek çok ortamda bulunan, hareket eden veya titreşen bir kaynaktan çıkan gürültüler akustik gürültülerdir. Çalışan araçlar, uçaklar, rüzgar, yağmur gibi doğa olayları, arka planda konuşan insanlar, hareket eden nesneler vb. gibi etmenler akustik gürültü kaynaklarına örnek olarak verilebilir.
- Elektromanyetik Gürültü: Daha çok radyo frekans bölgesinde yoğunlaşan, ancak izgenin tümünde bulunan gürültüye elektromanyetik gürültü adı verilmektedir. Elektrikli cihazlar, her türlü haberleşme alıcı ve vericileri elektromanyetik gürültü üretmektedir.
- Elektrostatik Gürültü: Üzerinden akım geçen bir devrede oluşan gürültü şeklindedir. Floresan ışıltaması bu tarz gürültü kaynağına örnek teşkil eder.
- Kanal Bozunumu, Yansıma ve Sönümlenme: Kanal gürültüsü olarak adlandırılan bu gürültü haberleşme kanalının ideal olmayan yapısından ve dış etkenlerden kaynaklanmaktadır.

- İşleme Gürültüsü: Analog/Sayısal dönüştürme sırasında nicemlemede, bir veya çok boyutlu sinyallerin kodlanmasında veya haberleşme sırasındaki paketlerin kaybolmasıyla oluşan gürültülerdir.
- Isıl Gürültü: Isıl etkiler sonucu rasgele hareketlenen parçacıkların sebep olduğu gürültüdür. Bir kap içerisindeki gaz moleküllerinin veya bir iletken üzerindeki elektronların ısı sebepleriyle yaptıkları rasgele hareketler ısı gürültü oluşturmaktadır.
- Atım Gürültüsü: Lazer demeti üzerindeki fotonların veya bir akımdaki elektronların rasgele zamanlarda hedefe ulaşması ile oluşturdıkları rasgele salınımlar şeklinde tanımlanabilir.

Bir sinyalin gücünün frekans bölgelerine göre dağılımını veren “güç izgesi” zaman-frekans özelliklerine göre temel gürültü sınıflandırmasında sıklıkla kullanılmaktadır. Güç izgelerindeki farklılıklara göre gürültü sınıflandırması şu şekildedir [1]:

- Dar-bantlı Gürültü: Dar bir bantta bileşenlere sahip gürültü türüdür. Örneğin elektrik şebekesinden kaynaklanan 50/60 Hz civarındaki vızıltı dar-bant gürültüsüdür.
- Dürtün Gürültü: Rasgele genlikli ve rasgele süreli ani darbeler şeklindeki gürültü türüdür. Bu tür gürültü ile konuşma/müzik kayıtlarında ve haberleşmede sıklıkla karşılaşılır.
- Beyaz Gürültü: Teorik olarak tüm frekans bandında eşit genliğe sahip, düz izgeli, rasgele gürültüdür. σ_x^2 gürültünün değışintisini göstermek üzere, güç izgesi, $S_x(\omega)$:

$$S_x(\omega) = \sigma_x^2 \quad (2.1)$$

şeklinde olup frekanstan bağımsızdır.

- Bant-sınırlı Beyaz Gürültü: İlgilenilen sınırlı bir bantta düz bir izgeye sahip gürültüdür.

- Renkli Gürültü: İzgesi düz olmayan geniş bantlı gürültü türüdür. Bunlar genel anlamda gücün frekans ile orantılı şekilde değiştiği ve $1/f^\gamma$ olarak adlandırılan gürültülerdir. Güç izgeleri "güç yasası" ilişkisine uymaktadır:

$$S_x(\omega) \sim \frac{c}{|\omega|^\gamma} \quad (2.2)$$

Burada sabit gerçel bir sayı olan γ izgesel üstel olarak adlandırılır (öz benzeşim parametresi). Renkli $1/f^\gamma$ gürültü izge şekline (γ 'nın değerine) göre değişik isimler almaktadır. Örneğin, frekans arttıkça güç seviyesinin oktav başına 3 dB'lik düşüş gösterdiği pembe gürültü ($\gamma = 1$), gücü oktav başına 6 dB düşen kahverengi gürültü ($\gamma = 2$) ve gücü oktav başına 3 dB artan mavi gürültünün ($\gamma = -1$) yanı sıra, siyah, mor, gri, yeşil gibi isimlendirmeler alan gürültü türleri de bulunmaktadır. Beyaz gürültü de $\gamma = 0$ olan renkli $1/f^\gamma$ gürültüdür.

Bu sınıflandırmaları dallandırmak mümkündür. Bu tezde özellikle, doğal veya yapay pek çok olguda gözlenen, " $1/f$ Gürültü" süreçlerinin analiz ve modellemeleri üzerinde çalışmalar yapılmıştır.

2.2 $1/f$ Süreçler

Görünüşte son derece karmaşık ve düzensiz olan, klasik Euclid geometrisi ile ifade edilemeyen fraktal yapılar doğada veya insan yapımı pek çok olguda gözlenmektedir. Bu rasgele fraktal yapıların en önemli sınıflarından biri $1/f$ süreçlerdir. $1/f$ süreç özelliği doğada akla gelecek hemen her alanda bulunabilmektedir. Bazı örnekler şu şekilde sıralanabilir:

- Doğal yapılar [20–22]);
Ağaç dalları, arazi pürüzlülükleri, dağ şekilleri, nehir kıvrımları, deniz kenarı şekilleri, bulutların kenar kıvrımları, vb.
- Jeofizik [12, 23–27];
GPS (Global Positioning System - Yer Konumlama Sistemi) zaman serisi gürültüsü, nehir suyu akış debisi değişkenliği, toprak radon gazı hareketleri, sualtı ortam gürültüsü, jeofon arkaplan gürültüsü, vb.

- Biyomedikal Sinyaller [20, 28–33];
Kalp atış hızı değişkenliği, konuşma sesi kalıntı sinyalleri, DNA çiftlerinin dizilimi, vb.
- Ağ trafiği [34–37]
İnternet trafik akışı değişkenliği, ağ iletişimindeki paket sayısı değişkenliği, vb.
- Elektromanyetik sinyaller [38];
Süper iletkenlerdeki ısı ve elektromanyetik titreşimler, lazer ışığı yayılımı, vb.
- Ekonomik veriler [20, 21, 39];
Borsa indeksi değişkenliği, vb.
- Meteoroloji [22];
Sıcaklık farkları, rüzgar hızı değişkenliği, vb.

Önemli karakteristik özelliklere sahip olan bu rasgele süreçler genel anlamda güç izge yoğunlukları ile ifade edilmektedir [40]. Bu süreçlerde güç izge yoğunluğu birkaç onkat boyunca frekans ile orantılı şekilde değişmektedir [22]. $x(t)$ $1/f$ sürecinin ölçülen¹ güç izgesi, $S_x(\omega)$:

$$S_x(\omega) \sim \frac{\sigma_x^2}{|\omega|^\gamma} \quad (2.3)$$

şeklindedir. Burada γ sabit gerçel bir sayı olan izgesel üstel, σ_x^2 ise sürecin değişintisidir. Yukarıdaki bağıntı "Güç Yasası İlişkisi" olarak bilinmektedir [22, 41]. Bu süreçlerin izgelerinde güç frekans ile ters orantılı değiştiğinden dolayı " $1/f$ " adı benimsenmiştir [20]. (2.3)'te belirtilen izge davranışı tüm frekans bölgesinden ziyade belirli bir frekans bandında gözlenir. Bu bandın alt sınırı sinyal boyu ile, üst sınırı ise verinin çözünürlüğü ile alakalıdır [42].

Fraktal yapıdaki $1/f$ süreçler aynı zamanda istatistiksel anlamda özbenzeşik süreçlerdir [20–22, 25, 40, 41].

¹ $1/f$ süreçler çoğunlukla durağan olmayan süreçler olup geçerli bir güç izgesi tanımı yapılamamaktadır. 2.3 denklemi de tümlevi alınabilir bir ifade olmadığından dolayı geçerli bir güç izgesi değildir. Bu yüzden, bahsedilen izge "ölçülen" görgül güç izgesidir.

Tanım 2.1 Bir $\{x(t), t \in \mathbb{R}\}$ rasgele süreci, $c > 0$ herhangi bir sabit pozitif gerçel sayı ve $H \in (0, 1)$ Hurst parametresi olmak üzere,

$$x(t) \stackrel{d}{=} c^{-H} x(ct), t \in \mathbb{R}, \forall c > 0 \quad (2.4)$$

şeklinde bir ölçekleme yapısına sahipse “istatistiksel anlamda H ile özbenzeşik süreç” adını alır [20]. Burada “ $\stackrel{d}{=}$ ” olasılık dağılımları anlamında eşitliği simgelemektedir.

İstatistiksel anlamda özbenzeşik süreçlerin istatistiksel özellikleri zamanda öteleme ile değişirken, ölçekleme ile değişmez (ölçekten bağımsız). Özbenzeşikliğin doğal sonucu olarak, $1/f$ süreçlerde "karakteristik ölçek" bulunmamakta, sürecin ölçeklenmiş küçük bir parçası ölçeğe bağlı olmaksızın sürecin bütününe benzeyip aynı istatistiksel davranışı göstermektedir. Koch eğrisi, Sprinsky contası, Cantor kümesi gibi şekiller gerekirci özbenzeşik sinyallere örnek olarak verilebilir [22]. Bu doktora çalışmasında istatistiksel anlamda özbenzeşik sinyaller ele alınmaktadır.

Geniş anlamda özbenzeşik süreçlerde ölçekleme yapısı, sürecin ortalaması ($\mu_x(t)$) ve özdeğişintisi ($R_{xx}(t_1, t_2)$) için de aşağıdaki şekilde yazılabilir:

$$\mu_x(t) = E[x(t)] = c^{-H} \mu_x(ct) \quad (2.5)$$

$$R_{xx}(t_1, t_2) = E[x(t_1)x(t_2)] = c^{-2H} R_{xx}(ct_1, ct_2) \quad (2.6)$$

Burada $E[.]$ beklenen değer ifadesidir.

$1/f$ süreçlerin önemli özelliklerinden bir diğeri özilişki ifadelerinde bulunmaktadır. Burada uzun ve kısa dönem bağımlılık kavramı ortaya çıkar. Bu kavram aşağıdaki bölümde tanımlanmaktadır.

2.2.1 Uzun ve kısa dönem bağımlılık

(2.3)’te verilen güç izgesinin Fourier dönüşüm çifti sıfırdan büyük ($\gamma > 0$) ve tamsayı olmayan γ değerleri için şu şekildedir [42]:

$$\frac{|\tau|^{\gamma-1}}{2\Gamma(\gamma)\cos(\gamma\pi/2)} \longleftrightarrow \frac{1}{|f|^\gamma} \quad (2.7)$$

Görüldüğü üzere sürecin özilişki işlevi güç yasası ilişkisine uymaktadır. Uzun dönem bağımlılık şu şekilde tanımlanabilir:

Tanım 2.2 Özilişki işlevi ($R_x(\tau)$), $\tau \rightarrow \infty$ için:

$$R_x(\tau) \sim |\tau|^{\gamma-1} \quad (2.8)$$

şeklindeki güç yasası ilişkisini sağlayan bir $\{x(t), t \in \mathbb{R}\}$ rasgele süreci $\gamma \in (0, 1)$ için “uzun dönem bağımlı”, $\gamma \in (-1, 0)$ için ise “kısa dönem bağımlı” bir süreçtir [21].

Aralık (τ) arttıkça özilişki işlevinin değerinin yavaş bir şekilde azalması davranışı sürecin uzak örnekleri arasında ilinti bulunduğunu, dolayısıyla sürecin uzun dönem bağımlı olduğunu göstermektedir. Uzun dönem bağımlı süreçlerin özilişki işlevlerinin toplamı ıraksar. Özilişki işlevindeki hızlı düşüş ise kısa dönem bağımlılığı işaret eder.

Uzun dönem bağımlılık özellikle İnternet trafik verilerinin modellenmesinde etkin şekilde kullanılmaktadır [36].

2.2.2 Fraktal boyut ve pürüzlülük

Fraktal sözcüğü ilk kez 1975 yılında Benoît B. Mandelbrot [43] tarafından klasik Euclid geometrisiyle tanımlanamayacak kadar düzensiz şekilleri ifade etme amacıyla ortaya atılmıştır. Klasik anlamda rasgele süreçlerin örnek izi bir yüzey üzerinde topolojik boyutu “1” olan eğriler şeklindedir. Ancak özbenzeşik fraktal rasgele süreçlerde boyut tam sayı olmayıp kesirli değerler almakta ve topolojik boyuttan büyük olmaktadır. Fraktal rasgele süreçlerdeki bu etkin boyuta “fraktal boyut (D) (Hausdorff Besicovitch)” adı verilmektedir [20].

Fraktal boyut bir sürecin (veya işlevin) grafiğinin düzensizliğinin bir ölçütüdür. Matematiksel olarak farklı şekillerde tanımlanabilir. Bu çalışmada bahsi geçen fraktal boyut $1 < D < 2$ aralığında değerler alır. D aynı zamanda sürecin pürüzlülüğünün bir ölçütü olup D büyüdükçe pürüzlülük artar. $1/f$ süreçlerde D ile H arasındaki ilişki şu şekildedir [20]:

$$D = E + 1 - H \quad (2.9)$$

Buradaki E Euclid boyutudur. H ile D ters orantılıdır. H ’nin büyük olması yüksek frekanslardaki gücün düşük frekanslardaki güce oranla çok daha az olması, dolayısıyla daha yumuşak geçişli bir sinyal grafiği anlamına gelmektedir. Bu durumda D küçük olur. Diğer taraftan H küçük olduğunda karmaşıklık ve pürüzlülük artmakta ve D

büyük olmaktadır. Konuşma sesi sinyalleri, jeofizik sinyaller ve biyomedikal sinyaller gibi pek çok süreçte fraktal boyut kestirilerek sınıflandırma amaçlı kullanılmaktadır.

2.3 1/f Süreç Modelleri

1/f süreçleri ifade etmede en yaygın kullanılan modeller kesirli Gauss gürültüleri ve kesirli Brown devinimleridir [43]. Bu modellerin dışında ARIMA (autoregressive integrated moving average) ve FARIMA (fractional autoregressive integrated moving average) gibi süreç modelleri de [44,45] bulunmaktadır. Bu tezde sadece kesirli Gauss gürültüsü ve kesirli Brown devinimi modelleri ele alınmaktadır.

Aşağıdaki bölümde ilkin klasik Brown devinimi ve rasgele yürüyüş süreçleri, daha sonra kesirli Brown devinimleri ve kesirli Gauss gürültüleri anlatılmaktadır.

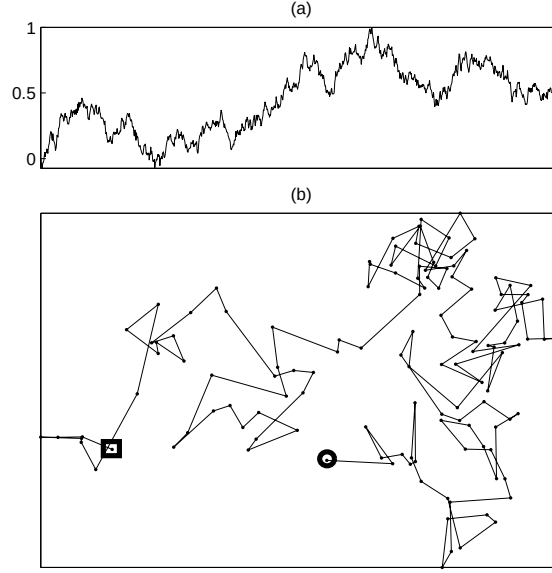
2.3.1 Klasik Brown devinimi ve rasgele yürüyüş

Belirsizlik hayatın, dolayısıyla bilimin her alanında mevcuttur. Sonucu tam ve kesin olarak belirlenemeyen olaylar/denemeler olasılık dağılımları ile ifade edilirler. Belirsizlik içeren süreçleri modellemek için çeşitli modeller önerilmiştir. Klasik Brown devinimi (hareketi) en bilinen modellerden biridir.

Klasik Brown devinimi (Brownian motion - Bm), sıfır ortalamalı, Gauss dağılımlı, sürekli zamanlı bir süreçtir [24]. İsmi, 1820'li yıllarda bitki polenlerinin düzensiz hareketleri hakkında çalışmalar yürüten bitki bilimci Robert Brown'dan almaktadır. Bir sıvı içerisindeki kararsız parçacıkların sürekli, düzensiz, rasgele hareketlerini modellemekte kullanılmıştır. Einstein bu hareketin sıcaklık ile uyarılmış su moleküllerinin kararsız parçacıklar üzerine rasgele çarpmasından kaynaklandığını söylemiştir [19]. Parçacığın bir sonraki anda hangi konumda olacağı tamamen rasgele ortaya çıkmaktadır. Brown devinimi, her yerde süreklidir ancak herhangi bir t_0 anında türevi yoktur. Süreç daha yakından incelendikçe özbenzeşik fraktal yapısı ortaya çıkmaktadır. Klasik Bm aynı zamanda Wiener süreci olarak da bilinmektedir. Şekil 2.1'de 1 ve 2 boyutlu Brown devinimi örnekleri gösterilmektedir.

Brown deviniminin ayrık zamandaki özdeşiği ayrık bir istatistiksel süreç olan "Rasgele Yürüyüş"tür. Bu süreçlerin üretilmesinde 0 noktasından başlanır ve her adımda bir önceki değere Gauss dağılımlı rasgele bir değer eklenerek bir sonraki adıma geçilir.

Rasgeşe yürüyüş ve Bm ekonomik verilerden jeofizik sinyallerine kadar pek çok alanda veri modellemede kullanılmakta ancak çoğu doğal sürecin modellenmesinde yetersiz kalmaktadır. Modellemede, klasik Bm’i de kapsayan ve bazı yetersizlikleri ortadan kaldıran daha geniş bir süreç “kesirli Brown devinimi” kullanılmaktadır [24].



Şekil 2.1: (a) 1-Boyutlu, (b) 2-Boyutlu Brown devinimi (Rasgele yürüyüş, başlangıç daire bitiş kare ile işaretlenmiştir).

2.3.2 Kesirli Brown devinimi

Kesirli Brown Devinimi (fBm) sınırlı zaman aralığında sınırlı güce sahip, durağan olmayan rasgele süreç olup özbenzeşik yapıyı, diğer adıyla $1/f$ davranışı karakterize etmede kullanılan etkin modellerden biridir [20, 24].

Tanım 2.3 Kesirli Brown devinimi, $\{B_H(t), t \in \mathbb{R}; B_H(0) = 0\}$, istatistiksel anlamda H ile özbenzeşik, sıfır ortalamalı ($E\{B_H(t)\} = 0, t > 0$), artımları durağan olan ve Gauss dağılımına sahip tek süreç modelidir [20].

fBm’lerin özilişki işlevi, $\sigma^2 = \text{var}(B_H(1)) = \Gamma(1 - 2H) \frac{\cos(\pi H)}{\pi H}$ ve $t_1, t_2 > 0$ olmak üzere:

$$R_{B_H}(t_1, t_2) = E\{B_H(t_1)B_H(t_2)\} = \frac{\sigma^2}{2} \left(|t_1|^{2H} + |t_2|^{2H} - |t_1 - t_2|^{2H} \right) \quad (2.10)$$

şeklindedir [24].

fBm süreçlerde düşük frekans bölgelerindeki güç yüksek frekans bölgelerindeki güce oranla daha fazladır. Bu süreçler tek bir özbenzeşiklik parametresi $\gamma \in (1,3)$ ile karakterize edilebilmektedirler. Öz-benzeşiklik parametresi γ ile Hurt parametresi H arasındaki ilişki aşağıdaki gibidir [20]:

$$\gamma = 2H + 1 \quad (2.11)$$

Klasik Bm γ 'nın yaklaşık 2 olduğu ($H = 0.5$) özel durum sürecidir [24]. fBm ile klasik Bm'nin en temel farklarından biri, Bm'nin artımları bağımsız beyaz gürültü süreci iken fBm'in artımları uzun veya kısa dönem bağımlı süreçler olabilmektedir.

$0 < H < \frac{1}{2}$ ($\gamma \in (1,2)$) olduğu durumlarda fBm, negatif ilişkili artımlara sahip bir süreçtir. Belirli eğilimde devam eden bir hareket yoktur. Süreçteki bir yükselmeden (alçalmadan) sonra muhtemelen bir alçalma (yükselme) gelir. Bu durumda süreç kısa dönem bağımlı olur [20]. $\frac{1}{2} < H < 1$ ($\gamma \in (2,3)$) olduğu durumda ise süreçte belirli bir eğilimde devam eden sürekli bir hareket söz konusudur. Değerdeki bir yükselmeyi (alçalmayı) muhtemelen bir diğer yükselme (alçalma) takip eder. Öz-ilişki işlevleri çok yavaş bir düşüşe sahip olur. H değeri büyüdükçe süreç daha az düzensizlik gösterir. Bu durumda süreç uzun dönem bağımlı olur [20]. Şekil 2.2-1.sütun'da farklı H değerlerine sahip ($H = 0.1, \dots, 0.9$) örnek fBm süreçler çizdirilmiştir.

2.3.3 Kesirli Gauss gürültüsü

$1/f$ davranışı karakterize etmede kullanılan bir diğer model kesirli Gauss gürültüsüdür (fGn) [20, 24].

Tanım 2.4 Kesirli Gauss gürültüsü, $\{G_H(t), t \in \mathbb{R}\}$, istatistiksel anlamda H ile özbenzeşik, sıfır ortalamalı ($E\{G_H(t)\} = 0, t > 0$), Gauss dağılımına sahip, fBm süreçlerin

$$G_{H,\Delta}(t) = \frac{1}{\Delta} (B_H(t + \Delta) - B_H(t)) \quad (2.12)$$

şeklindeki artımları olan, durağan, $1/f$ süreç modelidir [20]:

Yeterli büyüklükteki aralık (τ) değerleri için fGn süreçlerin özilişki işlevleri aşağıdaki gibi ifade edilir [20]:

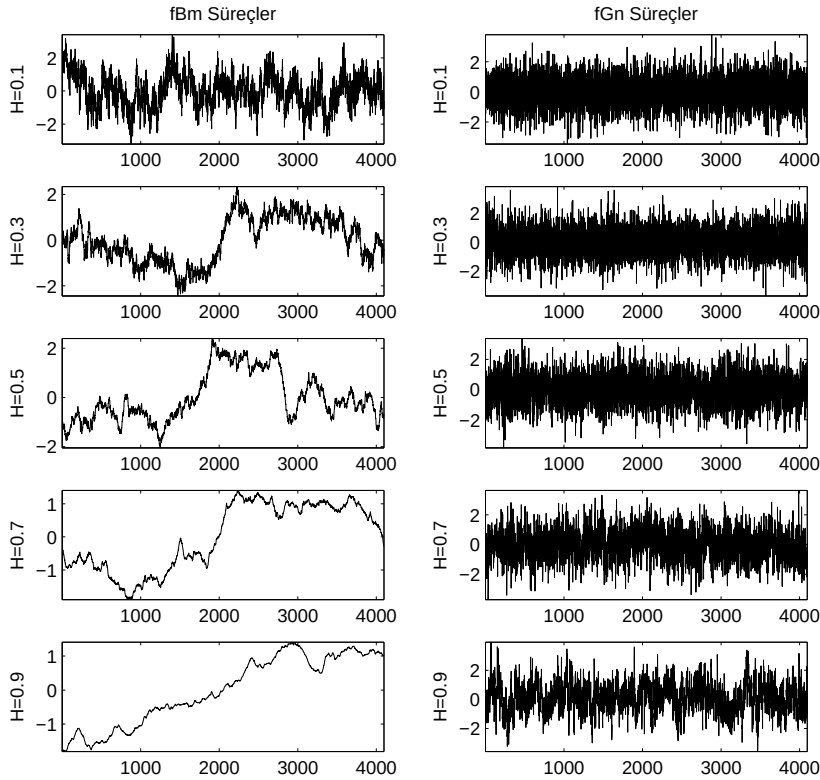
$$E\{G_{H,\Delta}(t+\tau)G_{H,\Delta}(t)\} = \frac{\sigma^2}{2} \left(|\tau+1|^{2H} - 2\tau^{2H} + |\tau-1|^{2H} \right) \quad (2.13)$$

$$\approx_{\tau \rightarrow \infty} \sigma^2 H(2H-1)\tau^{2H-2}$$

fGn süreçlerde yüksek frekans bölgelerindeki güç düşük frekans bölgelerindeki güce oranla daha fazladır. Öz-benzerlik parametresi $\gamma \in (-1, 1)$ ile karakterize edilirler. $\gamma = 0$ özel durumu durağan beyaz Gauss gürültüsüdür. fGn süreçlerde γ ile H arasındaki ilişki aşağıdaki gibidir [20]:

$$\gamma = 2H - 1 \quad (2.14)$$

Şekil 2.2-2.sütun'da farklı H parametresi değerlerine ($H = 0.1, \dots, 0.9$) sahip örnek fGn süreçler gösterilmektedir. fGn süreçler birikimli toplama ile fBm'e dönüştürülebilirken, fBm'den fGn'e dönüşüm türev yardımı ile yapılır.



Şekil 2.2: Farklı H değerlerine sahip fBm (1. Sütun) ve fGn (2. Sütun) süreçler.

2.3.4 Çoklu fraktallar

Bu tezde çalışılan süreçlerde özbenzeşiklik parametrelerinin sabit olduğu, zamanla değişmediği varsayılmıştır. Ancak bazı uygulamalarda bu parametrelerin zamanın fonksiyonu olduğu gözlenmektedir. Bu durumda çoklu fraktal analizi karşımıza çıkmaktadır. Çoklu fraktallar çoklu fBm süreçler (mfBm) ile modellenenebilir. mfBm'ler fBm süreçlerin genelleştirilmiş halleridir. H parametresi sabit olmayıp zamanla değişebilmektedir ($H(t)$). Bu tezde çoklu fraktal süreçler ele alınmamıştır.

2.4 $1/f$ Süreç Analiz Yöntemleri - H Kestirimi

H (ilintili olarak D veya γ) parametresi, özbenzeşikliğin bir ölçütü olup, $1/f$ süreçlerin istatistiksel davranışlarını karakterize eder. Gözlenen bir örnekler topluluğundan özbenzeşiklik parametresi kestirimi, sınıflandırma, teşhis, öngörü gibi birçok farklı amaç için kullanılmaktadır. Bu yüzden bu parametrelerin kestirimleri önemli ve aynı zamanda zor bir konudur. Parametre kestirimi için pek çok yöntem önerilmiştir. Bu yöntemlerden bazıları şu şekilde sıralanabilir [9, 37, 42, 46–51]:

- Zaman-bölgesi Yöntemleri
 - Kümelenmiş Değişimler (Aggregated Variance) Yöntemi
 - Mutlak Değerler (Absolute Values) Yöntemi
 - R/S (Rescaled Adjusted Range) Yöntemi
 - Higuchi Yöntemi
- Frekans-bölgesi Yöntemleri
 - Periyodogram Tabanlı Yöntem
- Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Yöntem
- Temel Bileşen Analizi Tabanlı Yöntem
- Görgül Kip Ayrışımı Tabanlı Yöntem

Bu doktora tezinde mevcut yöntemlerin bozucu etkiler altında ve kısıtlı veri boyu durumunda performans analizleri çıkarılmakta, gerçek biyomedikal ve jeofizik verileri

üzerinde sınamaları yapılmaktadır. Literatürde bulunan bazı parametre kestirim yöntemleri aşağıda anlatılmaktadır.

2.4.1 Zaman-bölgesi yöntemleri

Zaman bölgesi yöntemleri genellikle kümeleme (yığışım) işlemine dayanmaktadır. Kümeleme işlemi özellikle uzun dönem bağımlı sinyallerin analizinde doğal bir yol şeklinde karşımıza çıkmakta ve parametre kestiriminde sıklıkla kullanılmaktadır.

Kümele işlemi ile sinyalin farklı ölçeklerine ulaşılmakta ve sinyal özelliklerinin (genellikle ikinci dereceden momentlerinin) ölçek ile ne şekilde değiştiği araştırılmaktadır. Böylelikle sinyalin (yada sürecin) uzun dönem bağımlılık özelliği hakkında bilgi edinilmekte ve parametre kestirimi gerçekleştirilebilmektedir [36].

2.4.1.1 Kümelenmiş değişimler yöntemi

Kümelenmiş Değişimler Yöntemi (KDY) kümeleme işleminin en etkin kullanıldığı yöntemlerden biridir. İlk analiz edilecek özgün ayrık zamanlı, N uzunluklu fGn sinyal $\{x[n], 1 \leq n \leq N\}$ m boyutlu öbeklere ayrılıp ortalaması alınarak kümelenmiş seriler $(X^{(m)}[k], k = 1, 2, \dots)$ oluşturulur:

$$X^{(m)}[k] = \frac{1}{m} \sum_{i=(k-1)m+1}^{km} x[i] \quad k = 1, 2, \dots \quad (2.15)$$

Öbek uzunluğu m , $\{m_i, i \geq 1\}$, logaritmik ölçekte eşit aralıklarda, $\frac{m_{i+1}}{m_i} = c$ olacak şekilde, seçilerek seri elde edilir. Buradaki c sabit bir sayı olup veri boyuna ve istenilen nokta sayısına göre belirlenir. Daha sonra her bir $(X^{(m)}[k], k = 1, 2, \dots)$ serisinin değişimleri hesaplanarak $var X^{(m)}$ dizisi oluşturulur:

$$var X^{(m)} = \frac{1}{N/m} \sum_{k=1}^{N/m} (X^{(m)}[k])^2 - \left(\frac{1}{N/m} \sum_{k=1}^{N/m} X^{(m)}[k] \right)^2 \quad (2.16)$$

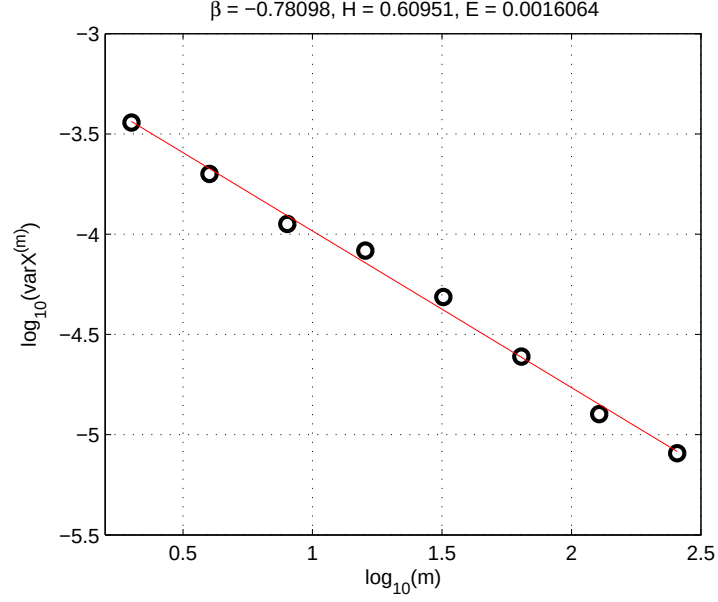
Bu dizi $m \rightarrow \infty$ için güç yasası ilişkisi uyarınca değişmektedir [37]:

$$var X^{(m)} \sim \sigma_0^2 m^\beta \quad (2.17)$$

Her iki tarafın logaritması alındığında eğimi $\beta \in (-1, 0)$ olan bir doğru denklemi ortaya çıkar:

$$\log(var X^{(m)}) \sim \log(\sigma_0^2) + \beta \log(m) \quad (2.18)$$

Logaritmik eksenle doğrunun eğiminden kestirilen β parametresinden fGn süreçler için $H = 1 - \frac{\beta}{2}$ ilişkisi uyarınca H kestirilir. Şekil 2.3'te $H = 0.6$ olan bir fGn süreç için elde edilen log-log ölçekteki bağlanım dizilimi gösterilmektedir. $\beta = -0.781$ ve $H = 0.609$ kestrilmiştir. Doğru uydurma hatası $E = 0.0016$ olarak elde ölçülmüştür.



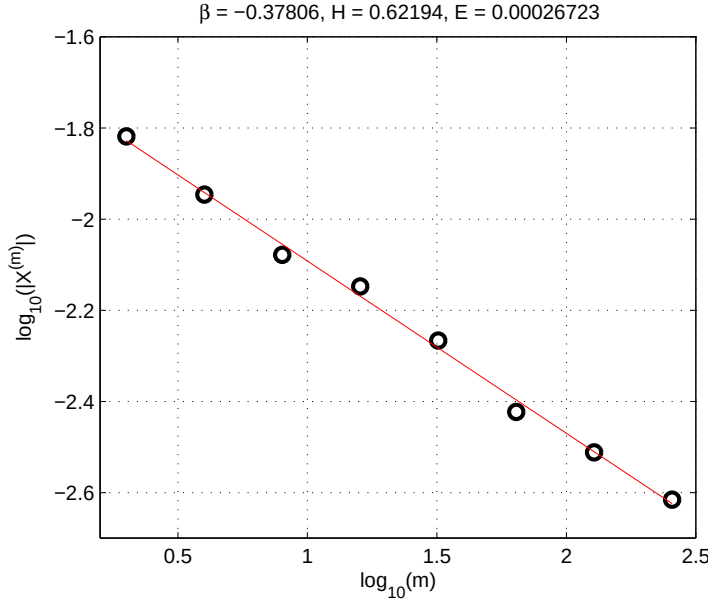
Şekil 2.3: $H = 0.6$ olan fGn sinyalin KDY ile parametre kestirimi ($\hat{\beta} = -0.781$, $\hat{H} = 0.609$, $E = 0.0016$).

2.4.1.2 Mutlak değerler yöntemi

Mutlak Değerler Yöntemi (MDY), yukarıda anlatılan KDY ile çok benzer bir yöntemdir. (2.15)'teki kümelenmiş seriler oluşturulur. Bu serilerin değişimleri yerine mutlak değerlerinden oluşan dizi aşağıdaki şekilde elde edilir:

$$|X^{(m)}| = \frac{1}{N/m} \sum_{k=1}^{N/m} |X^{(m)}[k]| \quad (2.19)$$

fGn süreçler için $\log(|X^{(m)}|)$ 'in $\log(m)$ 'e göre doğrusal değişiminin eğimi $H - 1$ 'i verir [37]. Şekil 2.4'te $H = 0.6$ olan bir fGn sürecin MDY ile elde edilen log-log ölçekteki bağlanım dizilimi gösterilmektedir. $\beta = -0.378$ ve $H = 0.622$ kestrilmiştir. Doğru uydurma hatası $E = 0.0002$ olarak elde ölçülmüştür.



Şekil 2.4: $H = 0.6$ olan fGn sinyalin MDY ile parametre kestirimi ($\hat{\beta} = -0.378$, $\hat{H} = 0.622$, $E = 0.0002$).

2.4.1.3 Higuchi yöntemi

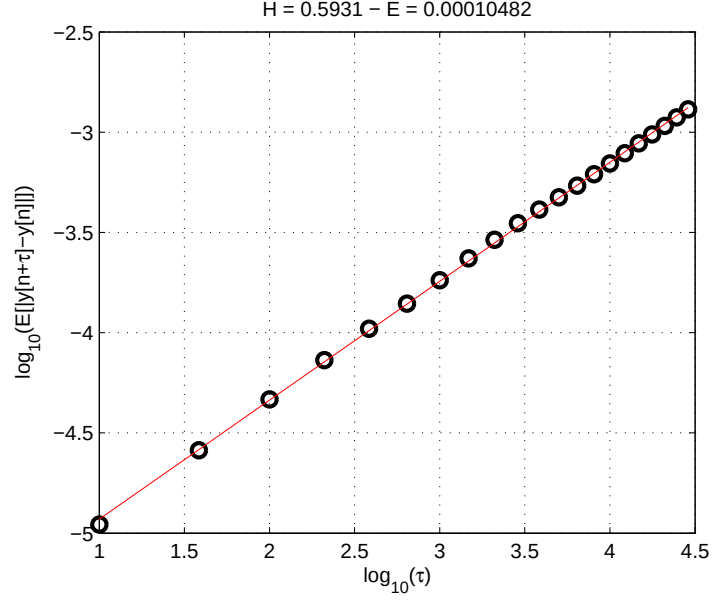
Higuchi Yöntemi (HY) de sürecin zaman bölgesi özelliklerinden faydalanarak parametre kestirimi yapan bir yöntemdir [47]. Ancak fGn süreç yerine tümlevi alınmış hali olan fBm'ler üzerinde çalışmaktadır [52]. $\{y[n], 1 \leq n \leq N\}$ ayrık zamanlı bir fBm süreç olmak üzere, bu sürecin artımlarının mutlak değerlerinin ortalamaları ortalama fraktal eğri uzunluğu şeklinde karşımıza çıkar. Bu uzunluk ise güç yasası ilişkisini sağlamaktadır [52]:

$$L(\tau) = E[|y[n+\tau] - y[n]|] \sim b\tau^H \quad (2.20)$$

Burada b sabit bir sayı ve $\tau = 1, 2, \dots$ aralık değeridir. Logaritmik ekseninde doğrunun eğimi H parametresinin kestirimidir. $H = 0.6$ olan bir örnek fBm sinyalin HY ile parametre kestirimi Şekil 2.5'te verilmiştir. $H = 0.593$, doğru uydurma hatası $E = 0.0001$ olarak elde kestirilmiştir.

2.4.1.4 R/S (ölçekli düzeltilmiş erim) yöntemi

R/S Yöntemi (RSY) en yaygın kullanılan ve en eski H kestirim yöntemidir. İlk olarak İngiliz hidrolojist Harold Edwin Hurst tarafından Nil nehrinin akış rejiminin analizinde kullanılmıştır. Yöntemin temeli, bir zaman serisinin değişkenliğinin istatistiksel ölçütü



Şekil 2.5: $H = 0.6$ olan fBm sinyalin HY ile parametre kestirimi ($\hat{H} = 0.593$, $E = 0.0001$).

olan ölçekli erim istatistiğine dayanmaktadır. Bir $\{x[n], 1 \leq n \leq N\}$ dizisi ve onun kısmi toplam dizisi $y[n] = \sum_{k=1}^n x[k]$ için örnek değışintisi $S^2[n]$:

$$S^2[n] = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x^2[k] - \frac{1}{n^2} y^2[n] \quad (2.21)$$

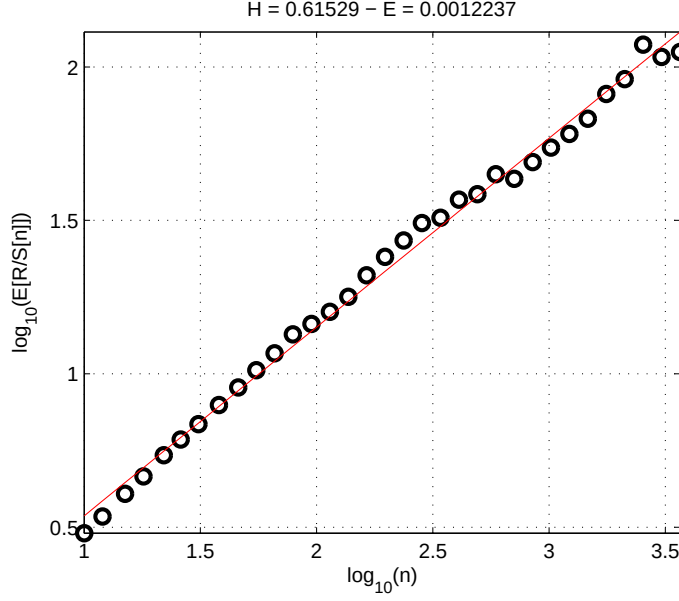
olmak üzere, R/S istatistiğı, bir diğere deyişle ölçekli düzeltilmiş erim,

$$\frac{R}{S}[n] = \frac{1}{S[n]} \left[\max_{0 \leq t \leq n} \left(y[t] - \frac{t}{n} y[n] \right) - \min_{0 \leq t \leq n} \left(y[t] - \frac{t}{n} y[n] \right) \right] \quad (2.22)$$

şeklinde yazılır [37]. fGn süreçler için $\frac{R}{S}[n]$ 'in beklenen değeri $n \rightarrow \infty$ için güç yasası uyarınca değışmektedir:

$$E \left[\frac{R}{S}[n] \right] \sim c_H n^H \quad (2.23)$$

Burada c_H , n 'den bağımsız sabit bir sayıdır. Her iki tarafın logaritmasının alınmasıyla ortaya çıkan doğrunun eğimi H parametresinin kestirimini verir. Uygulamada, n logaritmik olarak arttırılmakta, $\log(E[\frac{R}{S}[n]])$ dizisinin de baş ve son kısımlarından belirli sayıda nokta doğrusal uydurma için kullanılmamaktadır [37]. Şekil 2.6'da $H = 0.6$ olan bir fGn sinyal için $\log_{10}(E[\frac{R}{S}[n]])$ dizisinin $\log_{10}(n)$ ile değışimi verilmektedir. Doğrunun eğiminden Hurst parametresi $\hat{H} = 0.615$ kestirilmiş ve doğru uydurma hatası $E = 0.001$ olarak ölçülmüştür.



Şekil 2.6: $H = 0.6$ olan fGn sinyalin RSA ile parametre kestirimi ($\hat{H} = 0.615$, $E = 0.001$).

2.4.2 Frekans-bölgesi yöntemleri

Frekans bölgesi yöntemleri $1/f$ süreçlerin güç izge özelliklerinden yararlanarak parametre kestirimi yapmaktadır. İlk analiz edilen sürecin (2.3) denkleminde verilen güç yasası ilişkisine uyduğu varsayılan izgesi belirli bir yöntem ile kestirilir. Daha sonra logaritmik ölçekte doğru uydurma ile γ parametresi bulunur. En sık kullanılan yöntem periyodogram tabanlı yöntemdir. Bunun yanında, geliştirilmiş Periyodogram ve Whittle gibi kestirim yöntemleri de bulunmaktadır. Benzer sonuçlar veren bu yöntemlerden en temel olanı aşağıda özetlenmektedir.

2.4.2.1 Periyodogram tabanlı yöntem

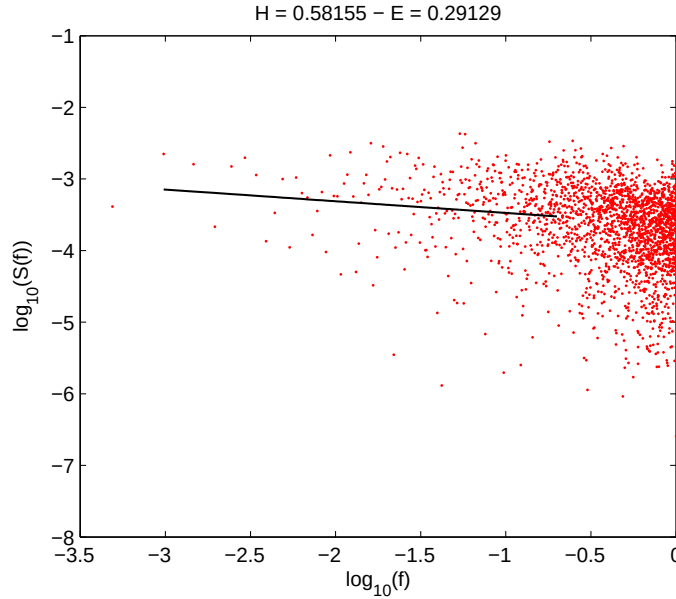
Periyodogram Tabanlı Yöntem (PTY) sıklıkla kullanılan bir parametre kestirim yöntemidir [37]. Bu yöntemde analiz edilen fGn süreç $\{x[n], 1 \leq n \leq N\}$ 'in güç izgesi Periyodogram ile kestirilir [37]:

$$S(f) = \frac{1}{2\pi N} \left| \sum_{n=1}^N x[n] e^{j2\pi f n} \right|^2 \quad (2.24)$$

Her iki tarafın logaritması alınarak elde edilen şekile bir doğru uydurulduğunda doğrunun eğimi γ 'nın kestirimini verir. Uzun dönem bağımlılık özellikleri daha çok düşük frekans bölgesinde gözlemlendiğinden dolayı, kestirim sırasında frekans bölgesinin

yaklaşık %10'u ilk bölümü doğru uydurmada kullanılır. Bu sınırın farklı seçilmesi kestirim sonuçlarını etkilemekte ve bu yöntemin kötü özelliği olarak karşımıza çıkmaktadır.

Bilindiği gibi log-log ölçekte yüksek frekans bölgelerinde alçak frekans bölgelerine oranta çok daha fazla sayıda izge bileşeni bulunmaktadır. Bu bileşenler doğru uydurma aşamasında H kestirimini olumsuz etkilemektedir. Bu sorunu ortadan kaldırmak için "geliştirilmiş" periyodogram yöntemi önerilmiştir. Bu yöntemde izge bileşenleri logaritmik olarak eşit pencerelere ayrılarak her bir pencerenin ortalaması alınmakta ve doğrusal uydurma bu işlemin ardından gerçekleştirilmektedir. Uygulamada, en düşük frekans bölgesindeki bir kaç bileşen (tüm noktaların yaklaşık %0.1'i) aynen bırakılır [37]. Şekil 2.7'de $H = 0.6$ olan bir fGn sinyalin log-log ölçekte periyodogramı ve H kestirimi verilmektedir. Örnekte Hurst parametresi $\hat{H} = 0.582$ ve doğru uydurma hatası $E = 0.291$ olarak kestirilmiştir.



Şekil 2.7: $H = 0.6$ olan fGn sinyalin PTY ile parametre kestirimi ($\hat{H} = 0.582$, $E = 0.291$).

2.4.3 Dalgacık dönüşümü tabanlı yöntem

Dalgacık Tabanlı Yöntem (DTY), H kestiriminde kullanılan en gürbüz yöntemdir [20, 34]. Bu yöntem dalgacık dönüşümüyle elde edilen dalgacık katsayılarının özelliklerinden yararlanılmaktadır.

Dalgacık dönüşümü özbenzeşik $1/f$ süreçlerin analizi için ölçek-zaman özellikleri gereği etkin ve uygun bir yöntemdir [20, 34]. Ayrıca analiz edilen sinyalin durağan olması zorunluluğu da bulunmamaktadır. Ölçekleme ile değişmeyen ve durağan olmayan sinyaller için dalgacık dönüşümü, zamanla değişmeyen ve durağan sinyaller için temel dönüşüm yöntemi olan Fourier dönüşümü ile eşdeğer öneme sahiptir.

Dalgacık dönüşümü temelde bir sinyalin, bir ana dalgacık işlevinin ölçeklenmiş halleri olan işlevler ailesi üzerine izdüşürülmesi ile elde edilen katsayılar şeklinde tanımlanabilir.

Tanım 2.5 Sonlu genlik ve uzunluklu bir $x(t)$ sinyalinin sürekli zamanlı Dalgacık Dönüşümü:

$$WT\{x(t)\} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \psi^* \left(\frac{t-\tau}{a} \right) \quad (2.25)$$

şeklinde tanımlanır [53]. Burada a ve τ ölçek ve öteleme parametreleri, $\psi \left(\frac{t-\tau}{a} \right)$ ise dalgacık taban işlevi $\psi(t)$ 'nin ölçeklenmiş ve ötelenmiş halleridir. Dalgacık taban işlevi $\psi(t)$ (ana dalgacık), zaman ve frekansta küçük destek bölgesine sahip sonlu enerjili sıfır ortalamalı bir sinyaldir.

$x(t)$ sinyali, a ve τ 'nin belirli sayıdaki ayırık değerleri ile karakterize edilebilir [20,53]. Bu parametreler $\{a = a_0^{-m}, m \in \mathbb{Z}, a_0 > 1\}$ ve $\{\tau = n\tau_0 a_0^{-m}, n \in \mathbb{Z}, \tau_0 > 0\}$ şeklinde örneklenerek gereksiz fazla bilgi ortadan kaldırılır. Burada m ve n ayırık ölçek ve öteleme parametreleridir. Uygulamalarda $a_0 = 2$ ve $\tau_0 = 1$ seçilerek yaygın olarak kullanılan $\psi_n^m(t) = 2^{m/2} \psi(2^m t - n)$ şeklindeki ikici birimdik dalgacık tabanları oluşur.

Tanım 2.6 Ayırık zamanlı, ayırık parametrelili, ikici birimdik dalgacık dönüşümü:

$$DWT\{x[n]\} = x_n^m = 2^{m/2} \sum_k x[k] \psi[2^m k - n] \quad (2.26)$$

şeklinde tanımlanır [53]. Burada x_n^m 'ler ayırık detay dalgacık katsayılarıdır.

Dalgacık dönüşümü katsayılarını hızlı bir şekilde elde etmek için kaskat yarım-bant süzgeçlerden oluşan bir piramit yapı önerilmiştir [54]. Bu yapı ile farklı ölçeklerdeki detay (x_n^m) ve yaklaşıklık (a_n^m) katsayıları bir “süzgeçle-örnekle” işlemi ile elde edilir. Bu bakımdan, dalgacık dönüşümü bant genişliği 2’nin katları şeklinde değişen süzgeç topluluğu gibi düşünülebilir.

[46]’da detay katsayılarının değışintilerinin analiz edilen sürecin izgesel davranışını karakterize ettiğı gösterilmiştir. $\Psi(f)$ ana dalgacık tabanının Fourier dönüşümü olmak üzere:

$$var(x_n^m) = \int_{\mathbb{R}} S_x(f) 2^m |\Psi(f)|^2 df \quad (2.27)$$

ilişkisi bulunmaktadır. Burada $S_x(f)$ sinyalin güç izgesini gösterirken, $var(.)$ değışinti ifadesidir. Analiz edilen sinyal $1/f$ süreç ise, elde edilen her bir ölçekteki dalgacık katsayıları, x_n^m ’ler, aynı ölçek boyunca ve ölçekler arasında ilişkisiz ya da zayıf ilişkili, sıfır ortalamalı, normal dağılımlı rasgele değışkenlerdir [42, 46]. $1/f$ süreçlerin en belirgin özelliğı olan güç yasası ilişkisi, dalgacık katsayılarının değışintilerinde ortaya çıkmaktadır [42]:

$$var(x_n^m) \sim \sigma^2 2^{-\gamma m} \quad (2.28)$$

x_n^m ’lerin değışintileri logaritmik düzlemde bir doğru üzerinde sıralanır. Yukarıdaki eşitliğin her iki tarafının 2 tabanında logaritması alınırsa karşımıza bir doğru denklemi çıkmaktadır:

$$\log_2(var(x_n^m)) \sim \log_2(\sigma^2 2^{-\gamma m}) = 2\log_2(\sigma) - \gamma m \quad (2.29)$$

Doğrunun eğiminin ters işaretlisi öz benzeşim parametresi γ ’nın kestirimini verir. Bu gösterim logaritmik "ölçek izgesi" veya "dalğacık izgesi" şeklinde adlandırılır. Küçük ölçekler düşük frekans bölgelerine karşılık düşerken, büyük ölçekler yüksek frekans bölgelerine karşılık düşmektedirler. Dalgacık dönüşümünde ilk ölçeklerde az sayıda dalgacık katsayısı bulunmaktadır. Bu nedenle, DTY’de eğim hesaplanırken ilk ölçeklerdeki katsayılar hesaba katılmaz.

DTY’de kullanılan dalgacık tabanı kestirimin sonucunu değıştirebilmektedir. Burada sönümlleme momenti önemli bir parametre olarak karşımıza çıkar.

Tanım 2.7 Bir $\psi(t)$ işlevi için

$$\int_{\mathbb{R}} t^k \psi(t) dt \begin{cases} = 0 & \forall k = 0, \dots, N_v - 1 \\ \neq 0 & k = N_v \end{cases} \quad (2.30)$$

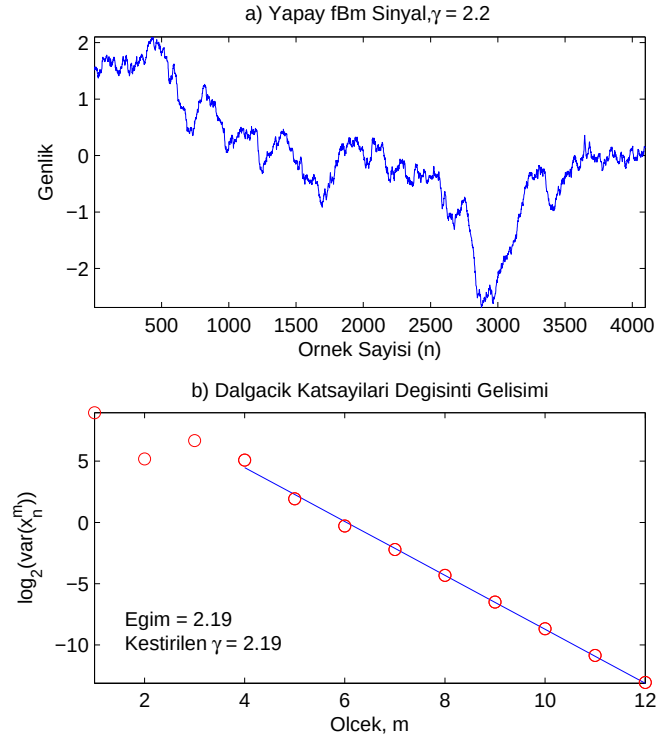
ise $N_v \geq 1$ değerine $\psi(t)$ 'nin “sönümlenme momenti” denir.

Eğer sönümlenme momenti N_v olan bir dalgacık tabanı ile N_v 'den daha küçük dereceden bir polinomla ifade edilebilen bir $x(t)$ sinyali analiz edilirse sinyal bütünüyle yaklaşıklık katsayılarında karşımıza çıkar. Dolayısıyla tüm detay katsayıları “0”a gider (sönümlenir). Öz-benzeşik fraktal sinyallerin analizinde sönümlenme momenti 2 ve üzerindeki Daubechies dalgacık tabanları, sinyale uyumundan dolayı, iyi sonuçlar vermektedirler [20].

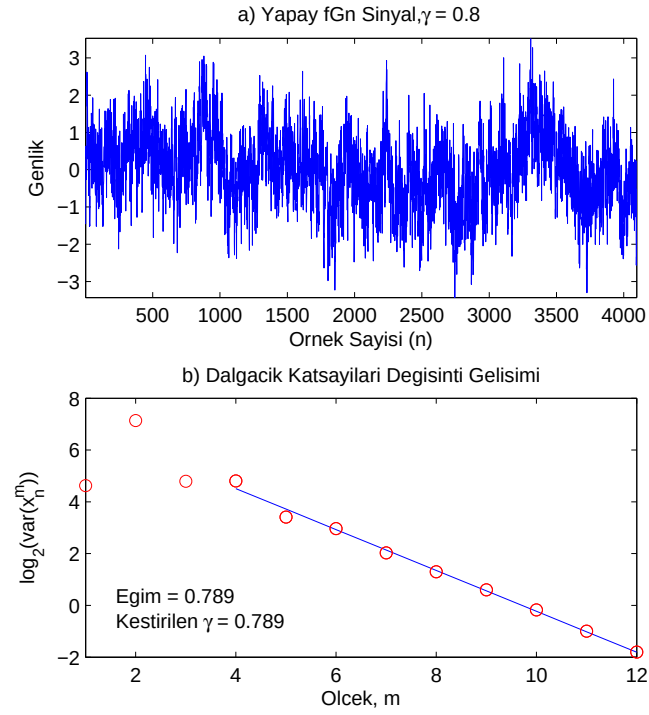
DTY’de incelenen verinin uzunluğu da kestirim üzerinde etkilidir. Uzun verilerin analizlerinde daha doğru kestirimler elde edilmektedir. fBm sinyallerde $1/f$ yapı daha çok alçak frekans bölgelerinde gizlidir. Bu bölgelerin analizi incelenen süreçlerin veri boylarının uzun olmasını gerektirmektedir. Ayrıca dalgacık katsayılarının değışintilerinin kestirimi uzun veriler söz konusu olduğunda daha doğru yapılabilmektedir.

Şekil 2.8’de $\gamma = 2.2$ değerine sahip yapay bir fBm sinyali ve dalgacık katsayılarının değışintilerinin logaritmaları gösterilmektedir. DTY ile $\hat{\gamma} = 2.19$ kestirilmiştir.

DTY fGn süreçlerin özbenzeşiklik parametrelerinin kestiriminde de kullanılmaktadır. Şekil 2.9’da $\gamma = 0.8$ değerine sahip yapay bir fGn sinyali ve dalgacık katsayılarının değışintilerinin logaritmaları gösterilmektedir. DTY ile $\hat{\gamma} = 0.79$ kestirilmiştir. Kestirimlerde Daubechies-5 dalgacık tabanı kullanılmıştır.



Şekil 2.8: (a) Yapay fBm verisi ($\gamma = 2.2$), (b) (a)'daki sinyalin dalgacık tabanlı analizi ($\hat{\gamma} = 2.19$).



Şekil 2.9: (a) Yapay fGn verisi ($\gamma = 0.8$), (b) (a)'daki sinyalin dalgacık tabanlı analizi ($\hat{\gamma} = 0.789$).

2.4.4 Temel bileşen analizi tabanlı yöntem

fBm süreçlerin Hurst parametresi kestirimi için önerilmiş yeni bir yaklaşım Temel Bileşen Analizi Tabanlı Kestirim Yöntemi'dir (TBAY) [55]. Ayırık zamanlı bir sürecin özilişki matrisinin ($\mathbf{R}$) özdeğer (λ_k) ve özvektör (φ_k) analizi:

$$\mathbf{R}\varphi_k = \lambda_k\varphi_k \quad (2.31)$$

şeklindedir. k indis olmak üzere büyükten küçüğe sıralanmış özdeğerler aşağıdaki güç yasası ilişkisini sağlarlar [6, 55]:

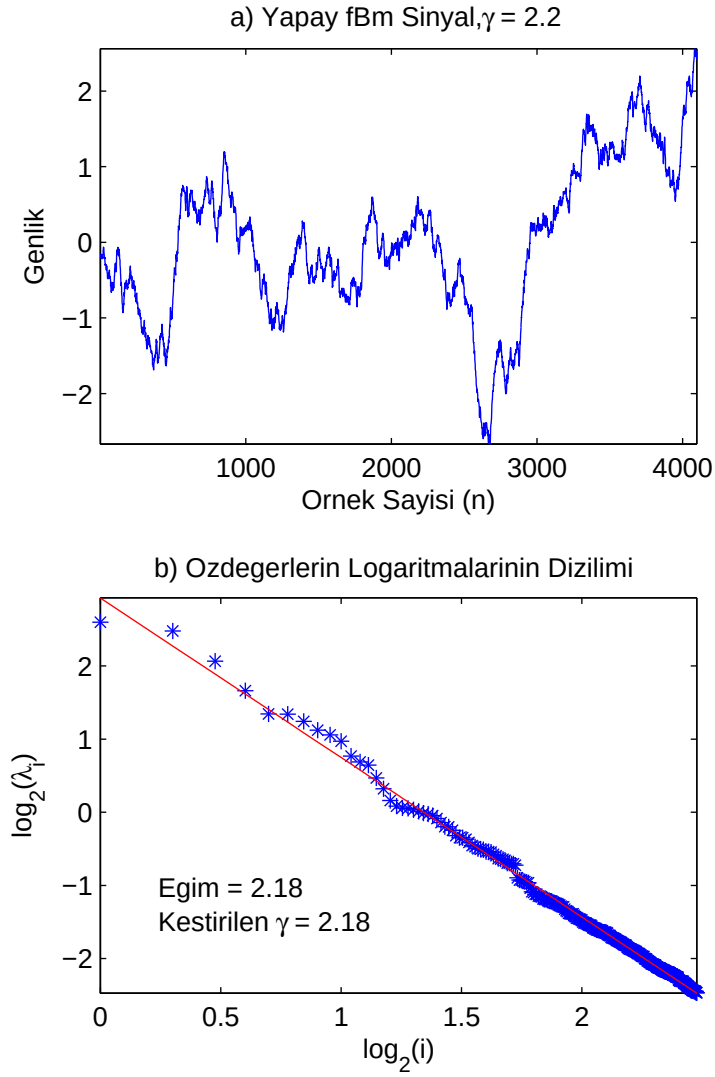
$$\lambda_k = k^{-2H-1}, \quad k = 1, \dots, N \quad (2.32)$$

Buradan görüldüğü üzere logaritmik ölçekte oluşan doğrunun eğimi ile H kestirimi yapılabilir.

[55]'teki çalışmada özdeğerlerin uyduğu güç yasası ilişkisinin $H = 0.5$ için sağlandığı analitik olarak gösterilmiştir. Diğer H değerleri için ise sadece benzetim sonuçları verilmiştir. [6]'daki çalışmamızda TBAY'nin $H < 0.5$ için de kullanılabilir bir yöntem olduğu analitik olarak gösterilmektedir. Şekil 2.10'da $\gamma = 2.2$ değerine sahip yapay bir fBm sinyali ve sürecin özilişki matrisinin özdeğerlerinin logaritmaları gösterilmektedir. TBAY ile $\hat{\gamma} = 2.18$ kestirilmiştir.

2.5 Parametre Kestiriminde Karşılaşılan Zorluklar

$1/f$ süreçlerin özbenzeşiklik parametreleri tam ve kesin olarak hesaplanamazlar, ancak kestirilebilirler. Pek çok sinyal işleme uygulamasında olduğu gibi, buradaki parametre kestiriminde de gerçek sinyallerin analizinde zorluklarla karşılaşmaktadır. Gerçek veriler çoğu zaman gürültülüdür ve eksik veri noktaları vardır. Bazen de periyodik bileşen, yönseme karışması gibi istenmeyen etkilere maruz kalırlar. Bu durumda bozucu etkilere gürbüz kestirimcilerin bulunması gerekliliği ortaya çıkmaktadır. Bu doktora çalışmasında, toplamsal beyaz Gauss gürültüsü karışımı, ve periyodik bileşen etkisi gibi dış etmenlerin parametre kestirimine olan etkileri araştırılmaktadır. Bulgular Bölüm 3'te ayrıntılarıyla anlatılmaktadır.



Şekil 2.10: (a) Yapay fBm verisi ($\gamma = 2.2$), (b) (a)'daki sinyalin TBA tabanlı analizi ($\hat{\gamma} = 2.18$).

2.6 Görgül Kip Ayrışımı

Bu bölümde, gürültü süreçlerinin H parametresi kestiriminden sınıflandırılmasına kadar pek çok problemde etkin biçimde kullanılan ve geniş bir uygulama alanı bulan Görgül Kip Ayrışımı (GKA) yöntemi anlatılmaktadır.

GKA, durağan olmayan sinyallerin analizinde kullanılan sinyal-uyumlu (uyarlamalı) ve yinelemeli bir bileşen ayrıştırma yöntemidir [56]. Bu yöntem ile sinyal, sıfır ortalamalı AM-FM (genlik ve faz modüle) bileşenlerinin toplamı şeklinde ifade edilmektedir. Yinelemeler ile elde edilen bu bileşenlere Öz Kip İşlevleri (Intrinsic

Mode Functions - IMF)" adı verilmiştir. GKA'nın önemi ve kullanılabilirliği, uyarlamalı olmasından, sinyal içerisindeki yerel salınımları iyi yakalayabilmesinden ve durağanlık / doğrusallık gerektirmemesinden kaynaklanmaktadır.

GKA ile sinyal, yerel salınımlar dikkate alınarak farklı zaman/frekans bölgelerindeki bileşenlerine ayrılır. Kısa zamanlı Fourier dönüşümü ve dalgacık dönüşümünün aksine GKA'da önceden belirlenmiş sabit bir taban işlevi yoktur. Henüz matematiksel tanımlaması olmayan GKA'da sinyal ayrışımı şu şekilde ifade edilebilir:

$$x(t) = r(t) + \sum_{k=1}^{K-1} d_k(t) \quad (2.33)$$

Burada $x(t)$ analiz edilen sinyal, K ölçek sayısı, $d_k(t)$ ise k . ölçekteki (yinelemedeki) IMF'dir (detay salınımları). $r(t)$ ise yinelemeler sonunda geriye kalan artık sinyaldir (yaklaşıklık salınımları). GKA'da sinyal;

sinyal = yavaş salınımlar + yavaş salınımların üzerine binmiş hızlı salınımlar

şeklinde düşünülerek bu salınımların yinelemeler ile birbirinden ayrıştırılması hedeflenmektedir.

Zaman-frekans gösteriminde yerel bakıldığında, her bir IMF bir önceki IMFden daha düşük bir frekans bandında bulunmaktadır. GKA geniş bantlı gürültülerin analizinde, sinyal uyarlamalı süzgeçlerden oluşmuş ikinci bir süzgeç topluluğu gibi davranır [57].

GKA yönteminde analiz edilecek sinyalin içeriği hakkında herhangi bir ön kabul yapılmamaktadır. Sabit bantlı süzgeç topluluğunun aksine, süzgeç özelliklerinin (bant genişliği, orta frekans vs.) önceden belirlenmesi zorunluluğu bulunmamaktadır. Gürültü süzme, sinyal içerisindeki yönsemeleri giderme [58], sınıflandırma [17] gibi pek çok uygulamada GKA kullanılabilir. GKA, özellikle içerisinde (yarı-)periyodik bileşenler barındıran gürültü sinyallerinin ayrışımı ve modellenmesinde etkin bir araç olabilir.

GKA'da birinci seviyedeki IMF yaklaşık olarak üst yarım bant frekans bölgesini kapsarken (yüksek geçiren yapı), diğer IMFler bant geçiren yapıdadırlar.

GKA yönteminde IMF'ler aşağıdaki şekilde elde edilir [56,59]. Ayrıştırılan sinyal $x(t)$ olmak üzere:

1. $x(t)$ sinyalindeki tüm yerel en uç (en büyük ve en küçük) noktalar bulunarak işaretlenir.
2. Bulunan üst ve alt en uç noktaları aradeğerleme işlemi ile birleştirilecek bir üst zarf ($e_{\max}(t)$) bir de alt zarf ($e_{\min}(t)$) elde edilir.
3. Alt ve üst zarfların ortalaması alınarak ortalama sinyal $m(t)$ elde edilir:

$$m(t) = (e_{\max}(t) + e_{\min}(t)) / 2$$

4. Ortalama sinyal asıl sinyalden çıkartılarak detay sinyali ($d(t)$) elde edilir:

$$d(t) = x(t) - m(t)$$

5. Elde edilen $d(t)$ sinyali IMF özelliklerini sağlayana kadar yinelemeler devam eder. Bu işlem "eleme işlemi" adı verilmiştir. IMF olma kriterlerini sağlayan $d(t)$ o kipe ait IMF olarak atanır ve özgün sinyalden çıkarılarak artık sinyal üzerinde eleme işlemine devam edilir.

Son yinelemede geriye kalan $m(t)$ sinyali ise artık sinyal olarak adlandırılır.

2. adımdaki aradeğerleme için "kübik spline" yönteminin iyi sonuçlar verdiği bilinmektedir [59].

Yinelemenin durma ölçütünün belirlenmesi hala üzerinde çalışılan bir araştırma konusudur. Ancak genellikle, K yineleme sonunda elde edilen artık sinyalin gücü belirli bir eşiğin altında olunca yinelemeler durur. Bu durumda N sinyal boyu olmak üzere $K \simeq \log_2 N$ tane IMF çıkarılır [59].

Asıl sinyal ile aynı uzunlukta olan IMF'lerin iki önemli özelliği bulunmaktadır:

1. En uç noktalarının sayısı ile sıfır geçiş noktalarının sayısı ya birbirine eşittir yada en fazla 1 birim kadar farklıdır.
2. Ortalamaları sıfırdır.

IMF'ler elde edildikten sonra sinyaldeki yerel frekans karakteristiklerinin kestirilmesinde kullanılabilir. IMF'ler değişik frekans bantlarına karşılık gelmektedirler ancak dalgacık dönüşümünde olduğu gibi önceden belirlenmiş

frekans bantları bulunmamaktadır. GKA yöntemi matematiksel bir ifadesi olmayan ancak uygulamada faydalı sonuçlar elde edilmesini sağlayan bir yöntemdir. Bu yöntemdeki bazı önemli problemler şu şekilde sıralanabilir: [56, 57, 59]:

- En uç noktalarının kestirimi (Sinyalin örnekleme hızı en uç noktalarının kestirimini etkilemektedir).
- Yinelemelerin 2. adımındaki aradeğerleme işlemi (Yanlış bir aradeğerleme sinyalin gereksiz yere fazla bileşene ayrıştırılmasına sebep olabilir).
- Sinyalin başlangıç ve bitişindeki sınır noktaları (Sınır noktaları en uç noktalarının kestirimini etkilemektedir).
- Yinelemelerin durma kriteri.

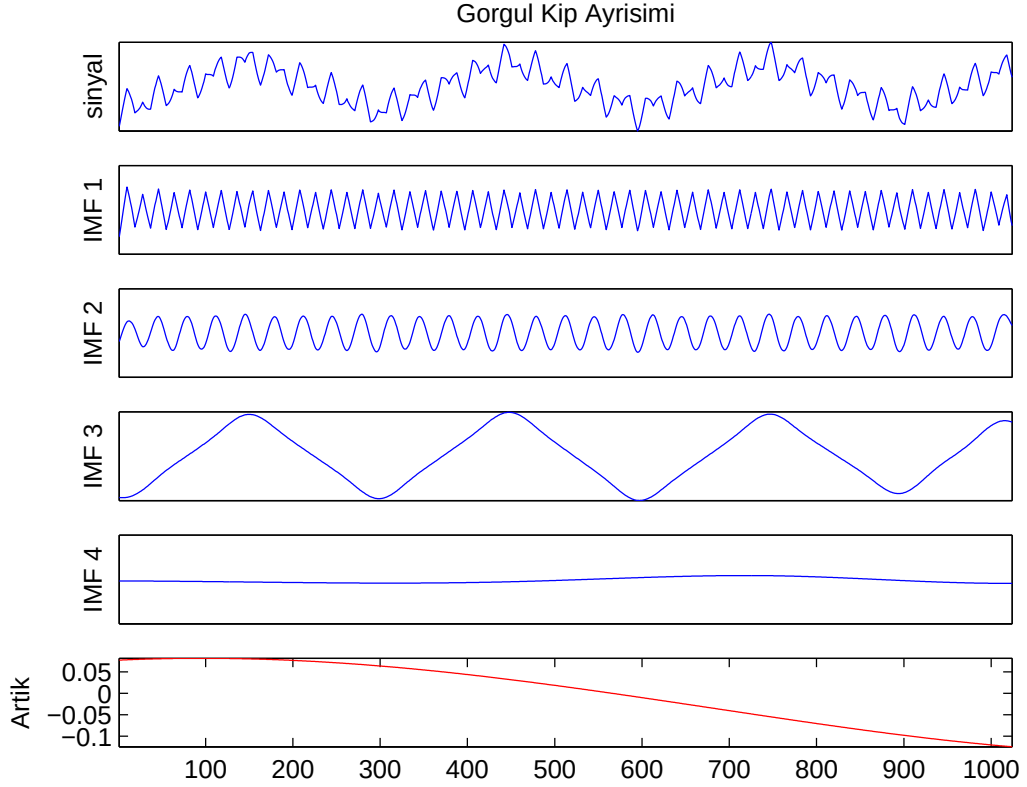
Farklı frekanslara sahip periyodik sinyaller GKA analizi ile bileşenlerine ayrıştırılabilmektedir. Ancak burada bir kısıt söz konusudur. GKA'nın çalışmasında analiz edilen sinyal içerisindeki bileşenlerin frekansları ve genlikleri arasındaki ilişki önemli rol oynamaktadır. Daha açık söylemek gerekirse, sinyal ayrıştırma işleminin GKA tarafından gerçekleştirilebilmesi için bileşenlerin frekanslarının birbirinden yeterince uzak ve genliklerinin belirli oranlarda olması gerekmektedir [60].

Bu bilgiler doğrultusunda genlik oranlarının uygunluğu ve frekans ayrılığı sağlandığı sürece GKA doğrusal süzgeç misali toplamsal sinüzoidleri ayırabilmektedir.

Aşağıdaki alt bölümde örnek bir sinyalin GKA analizi anlatılmaktadır.

2.6.1 GKA örnek sinyal analizi

GKA yöntemini uygulamak üzere $f = 0.03$ normalize frekansında sinüzoidal bir sinyal, periyotları 150 ve 10 olan iki üçgen sinyalin toplamıyla $s[n]$ sinyali üretilmiştir. Yukarıdaki bölümde anlatılan yinelemeli GKA yöntemi $s[n]$ sinyaline uygulanarak IMF sinyalleri elde edilmiştir. Sinyal ve elde edilen IMF'ler Şekil 2.11'de gösterilmektedir [61]. Görüldüğü gibi sinyal içerisindeki bileşenler IMF'ler şeklinde ayrıştırılmıştır. Yüksek frekanslı bileşenler düşük numaralı (ilk) IMF'lerde görülürken, düşük frekanslı bileşenler yüksek numaralı IMF'lerde ortaya çıkar. GKA ile sinyal farklı frekanslardaki bileşenlerine ayrılır.

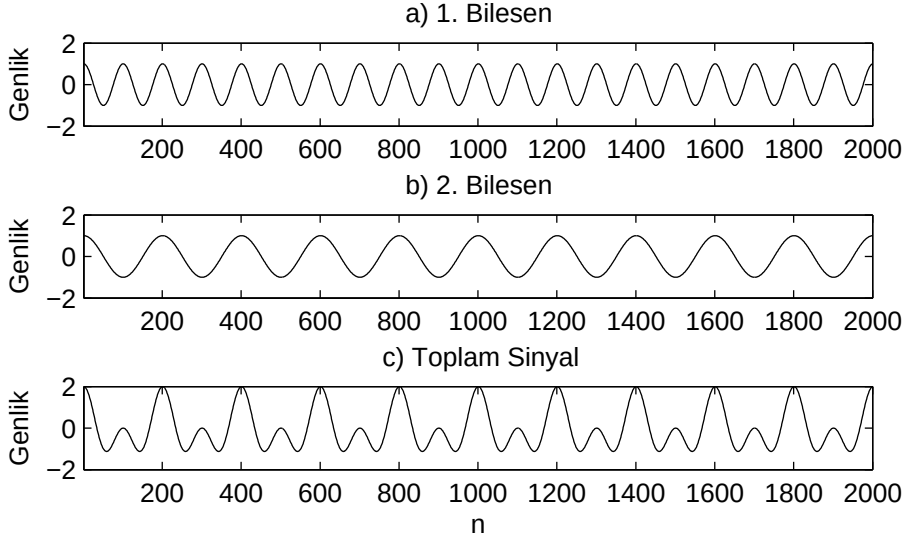


Şekil 2.11: 3 bileşenli $s[n]$ sinyalinin GKA analizi: Yukarıdan aşağıya; analiz edilen sinyal, ilk 4 yinelemedeki IMF'ler, artık sinyal [61].

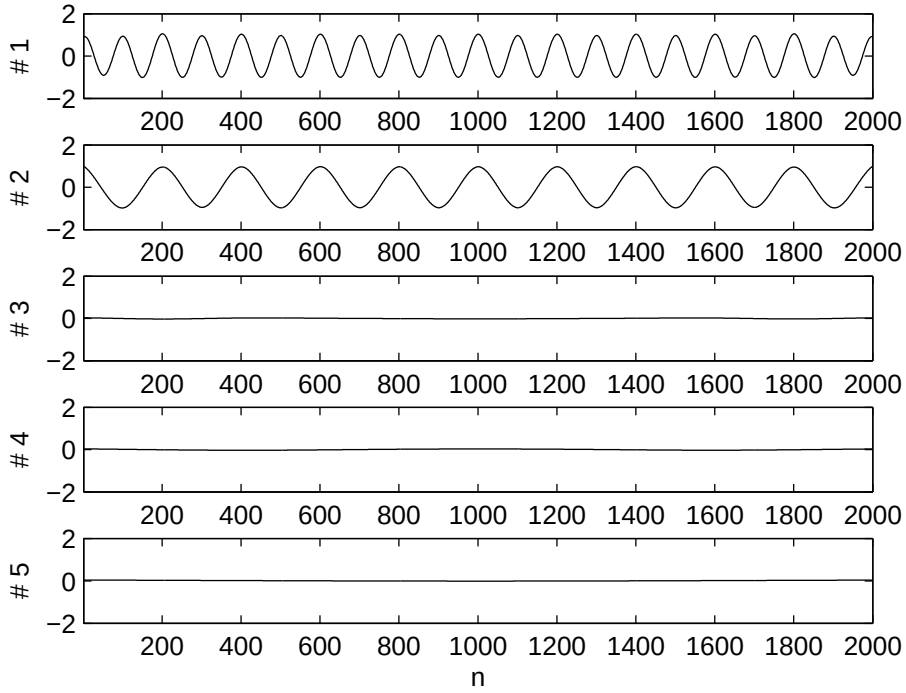
Bir diğer basit örnek aşağıda gösterilmektedir. Genlikleri eşit ($A_1 = A_2 = 1$), frekansları $\omega_1 = 0.01\pi$, $\omega_2 = 0.02\pi$ olan iki kosinüs sinyalinin toplanmasıyla elde edilen ve Şekil 2.12'de gösterilen sinyal GKA ile bileşenlerine ayrılmıştır. Şekil 2.13'te GKA ile elde edilen IMF bileşenleri gösterilmektedir. Görüldüğü gibi yüksek ve alçak frekanslı bileşenler 1. ve 2. IMF'de ortaya çıkmıştır. GKA analizi ile bileşenler etkin bir şekilde ayrıştırılmıştır.

GKA'nın sinyal uyumlu ve yerel çalışan yapısı kullanılarak fare EEG sinyallerinden uyku evresi sınıflandırması yapılmış ve klasik periyodogram tabanlı yöntem ile karşılaştırılmıştır. Bu çalışmanın ayrıntıları EK-A'da anlatılmaktadır.

Bir sonraki bölümde GKA ile Hurst parametresi kestirim yöntemi kısaca anlatılmakta ve örnek verilmektedir.



Şekil 2.12: $A_1 = A_2 = 1$, $\omega_1 = 0.02\pi$, $\omega_2 = 0.01\pi$ olan bileşenler ve toplam sinyal.



Şekil 2.13: Şekil 2.12-c'deki sinyalin IMF'leri.

2.6.2 Görgül kip ayrışımı tabanlı H parametresi kestirim yöntemi

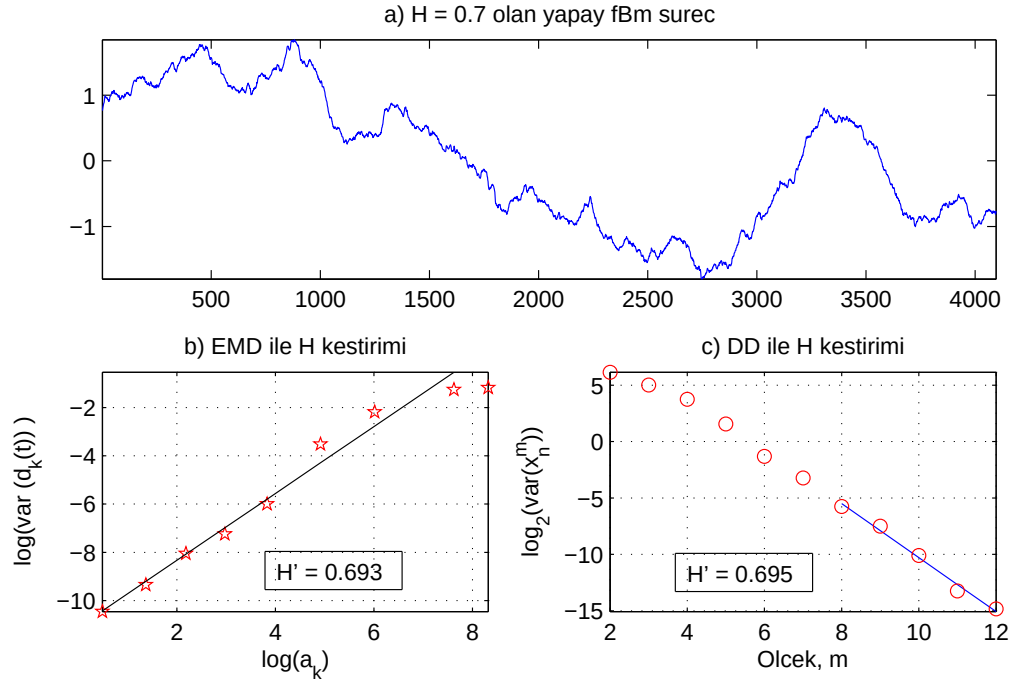
GKA Hurst parametresi (H) kestiriminde de kullanılmaktadır [61, 62]. GKA yöntemi (GKAY) ile H kestirimi dalgacık dönüşümü tabanlı kestirim DTY [50] ile benzerlik göstermektedir. Her iki yöntemde de sinyal farklı ölçeklere ayrıştırılır. Fakat

DTY yönteminde kullanılan ikinci ölçekleme yapısının aksine GKA'da ölçekler sinyal bağımlı olarak kendiliğinden belirlenir.

$\{d_k(t), k = 1, 2, \dots, K\}$ k . yinelemedeki IMF ve $\{T_k, k = 1, 2, \dots, K\}$ k . “karakteristik” ölçek olmak üzere, Hurst parametresi;

$$\hat{H} = \lim_{T_k \rightarrow 0} \frac{\log(\text{var}(d_k))}{\log(T_k)} \quad (2.34)$$

şeklinde kestirilir [61]. Buradaki karakteristik ölçek olarak adlandırılan T_k 'lar, k . IMF'de $(d_k(t))$ ardarda gelen iki sıfır geçiş noktası arasındaki zaman farklarının ortalaması alınarak elde edilmektedir. Şekil 2.14(a)'da $H = 0.7$ olan yapay bir fBm verisi, (b) ve (c)'de GKAY ve DTY H kestirim bağlanım çizimleri verilmektedir. Doğru uydurma yardımıyla GKAY ile $\hat{H} = 0.693$ ve DTY ile $\hat{H} = 0.695$ olarak kestirilmiştir. Doğru uydurma sırasında DTY'de ilk 7 ölçek, GKAY'de son ölçek dikkate alınmamıştır.



Şekil 2.14: (a) $H = 0.7$ olan fBm, (b) GKA ile H kestirimi, (c) DTY ile H kestirimi.

3. VERİ MODELLERİ

Bu tezde, doğal ve yapay pek çok sinyal türünde karşılaşılan bazı süreçler beş değişik model altında toplanmıştır. Bu modeller şu şekilde sıralanmaktadır:

- **Model-1:** Saf $1/f$ Gürültü [$s(t) = x(t)$]
- **Model-2:** $1/f$ Gürültü+Periyodik Bileşen [$s(t) = x(t) + p(t)$]
- **Model-3:** $1/f$ Gürültü+Beyaz Gürültü [$s(t) = x(t) + g(t)$]
- **Model-4:** $1/f$ Gürültü+Beyaz Gürültü+Gerekirci Sinyal [$s(t) = x(t) + g(t) + b(t)$]
- **Model-5:** $1/f$ Gürültü+Sözde Periyodik Bileşen [$s(t) = x(t) + c(t)$]

Bu bölümde yukarıdaki modeller tanımlanmakta, her bir modelde karşılaşılabilecek önemli sinyal işleme problemleri verilip çözüm yolları araştırılmaktadır.

3.1 Model-1: Saf $1/f$ Gürültü - $s(t) = x(t)$

İlk senaryoda analiz edilecek sinyalin, sadece $1/f$ gürültüden oluşan bir süreç olduğu varsayılarak sinyal modeli aşağıdaki şekilde oluşturulmuştur:

$$s(t) = x(t) \tag{3.1}$$

Burada $\{x(t), t \in \mathbb{R}\}$ $1/f$ gürültü sürecidir. Bölüm 2.2’de anlatılan bu süreçler, tek bir Hurst parametresi (H) (ilintili olarak izgesel üstel (γ) veya fraktal boyut (D)) ile ifade edilebilmektedirler. Sürecin türünü belirten bu parametrelerin kestirimi konusunda pek çok yöntem bulunmasına karşın tam ve kesin olarak hesaplanamaz, ancak kestirilebilirler.

Bu modeldeki en önemli problem, gözlenen bir örnekler topluluğundan H parametresinin kestirimi problemidir. Aşağıda, ayrıntıları Bölüm 2.4’te verilen ve yaygın olarak kullanılan temel parametre kestirim yöntemlerinin başarımları

benzetimler yardımıyla gerçekleştirilmektedir. Burada anlatılan çalışmalar [5, 6] ve [63]'te yayınlanmıştır.

3.1.1 H kestirim yöntemlerinin başarımlarını

H parametresi kestirim yöntemlerinin başarımlarını için, farklı H değerlerine sahip değişik uzunluklardaki yapay $1/f$ süreçler çeşitli yöntemlerle sentezlenerek veri kümeleri oluşturulmuş ve her bir yöntem ile parametreler kestirilerek gerçek değerden sapmalar incelenmiştir. Ayrıca, veri boyunun kestirimcilerin doğruluğu üzerindeki etkisi araştırılmıştır.

3.1.1.1 Yapay fGn ve fBm veri kümesi üretimi

Veri üretiminde birbirinden farklı şekillerde $1/f$ süreç üreten üç sentez yöntemi kullanılmıştır:

1. Ardışık Rasgele Ekleme Yöntemi (ARE) (Successive Random Addition) [64–66]: ARE, fBm süreçlerin değişinti bağıntısını kullanan özyineli bir yöntemdir. Bu yöntemde, rasgele ortanokta yerdeğiştirme yöntemine [67] benzer şekilde, aradeğerleme ile orta noktalar oluşturularak fBm süreç sentezlenir. Burada değişintileri Hurst parametresi ile bağlantılı bir kaydırma değeri tüm noktalara eklenerek normal dağılımlı artımlar oluşturulur. $1/f$ süreçlerin zaman bölgesi özelliklerinden yararlanan bir yöntemdir.
2. Periyodogram Tabanlı Sentez Yöntemi (PTS) [2]: Bu yöntemde $1/f$ süreç, güç yasası ilişkisi özelliğinden yararlanılarak sentezlenir. Basit olarak, istenilen parametrelere sahip $1/f$ yapıdaki güç izgesi oluşturulup ters Fourier dönüşümü ile süreç elde edilir. $1/f$ sürecin frekans bölgesi özelliklerini kullanan bu yöntemde benzer şekilde, fGn süreçlerin güç izgesine Paxon tarafından önerilen bir yaklaşıklık ifadesinin ters hızlı Fourier dönüşümünün alınması ile de fGn sinyal üretimi yapılabilmektedir [68]. Burada basit periyodogram tabanlı yöntem seçilmiştir.
3. Dönüşlü Matris Yöntemi (DMY) (Circulant Matrix Method) [69, 70]: Bu yöntem hızlı ve tam $1/f$ süreç sentezlemede kullanılmaktadır. İçerisinde durağan fGn süreçlerin $N \times N$ 'lik özdeğiştirme matrisini barındıran $2M \times 2M$ 'lik ($M \geq N - 1$)

daha büyük dönüşlü matrisin ayrıştırılması ile sentezleme gerçekleştirilmektedir. Bu yöntemde üretilen sinyallerin ikinci dereceden istatistikleri gerçek fGn süreçler ile birebir aynı olduğundan yöntem “tam” $1/f$ süreç üretme yöntemi şeklinde adlandırılır.

Benzetimler için veri boyu $N = 2^{9,10,...14}$ ve Hurst parametresi $H = 0.1, 0.2, ... 0.9$ şeklinde değişen her bir $H - N$ çifti için yukarıda verilen üç ayrı sentez yöntemi ile 1000'er adet bağımsız, normal dağılımlı fGn ve fBm sinyaller¹ üretilmişlerdir ($\{w^{H,m}[n]; H = 0.1, ... 0.9; m = 1, ... M; n = 1, ... N\}$). Daha sonra sinyaller birleştirilerek bir veri kümesi oluşturulmuştur.

3.1.1.2 fGn süreç H kestirimleri

Literatürde yaygın şekilde kullanılan ve Bölüm 2.4'te anlatılan yöntemler ile veri kümesindeki yapay fGn süreçlerin H parametreleri kestirilmiştir. Karşılaştırılan yöntemler şunlardır:

1. Kümelenmiş Değişimler Yöntemi (KDY)
2. Mutlak Değerler Yöntemi (MDY)
3. Higuchi Yöntemi (HY)
4. R/S Ölçekli Düzeltilmiş Erim Yöntemi (RSY)
5. Periyodogram Tabanlı Yöntem (PTY)
6. Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Yöntem (DTY)

Kestirimlerin başarımlarını sınamalarında şu ölçütler dikkate alınmıştır:

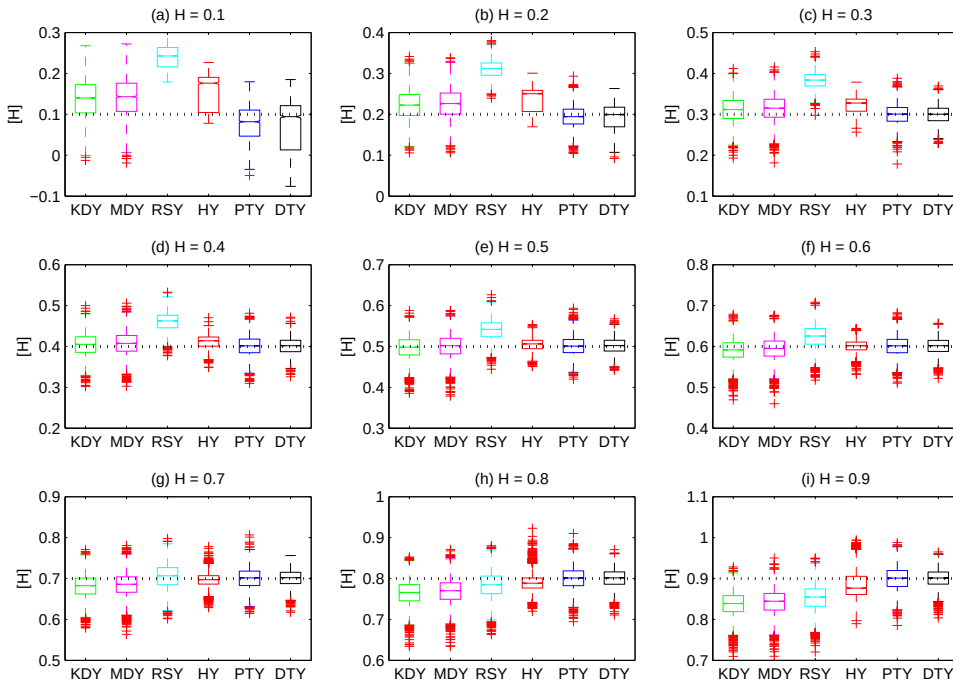
- Kestirimin Ortalama Değeri: $\mu_H = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \hat{H}_m$
- Kestirimin Standart Sapması: $\sigma_H = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\hat{H}_m - \mu_H)^2}$
- Ortalama Karekök Hatası (OKH): $E_H = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (H - \hat{H}_m)^2}$

¹Eğer yöntem fGn (veya fBm) sinyal üretiyorsa sentezlenen sinyalin birikimli toplamı (veya artımları) alınarak sinyal fBm'e (veya fGn'e) dönüştürülmüş ve veri kümesi tamamlanmıştır.

- Doğruluktan Sapma (Yanlılık): $\Delta H = (\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \hat{H}_m - H)$

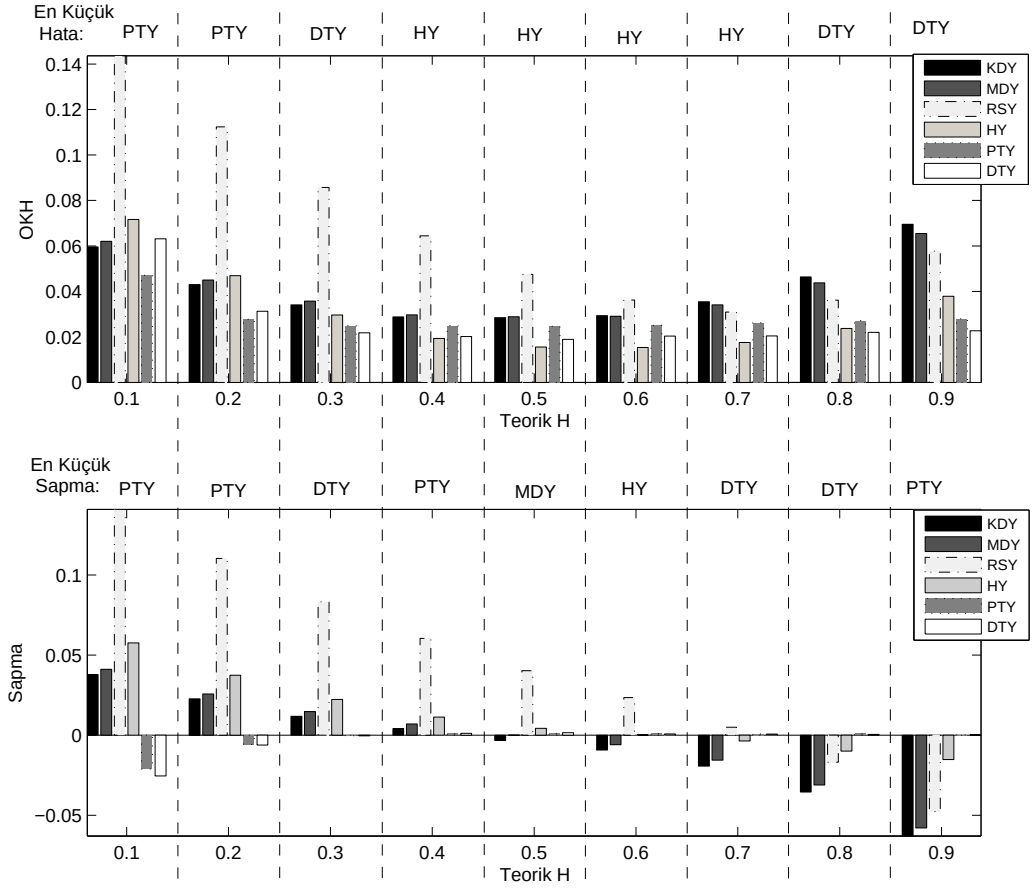
Burada M toplam sentezlenmiş sinyal sayısı (Her bir H - N çifti için $M = 3000$), $\hat{H}$ kestirilen, H ise teorik Hurst parametreleridir.

İlkin $N = 2^{13}$ sabit veri boyunda sentezlenen fGn süreçlerin parametreleri kestirilerek yöntemlerin başarımlarını sınamaları yapılmıştır. Aşağıdaki Şekil 3.1’de her bir H değeri için elde edilen kestirimlerin kutu çizimleri² verilmektedir. Şekil 3.2’de ise her bir yöntem ile her bir H değeri için elde edilen kestirimlerin gerçek değerden sapmaları (yanlılık) ve ortalama karekök hataları (OKH) gösterilmektedir. Şekillerin üzerinde her bir H değeri için en küçük hata ve en küçük sapmayı veren yöntemler yazı ile belirtilmektedir.



Şekil 3.1: $N = 2^{13}$ olan fGn’ler üzerinde H kestirim yöntemlerinin başarımları kutu çizimleri.

²Bu çizimlerdeki kutunun alt kenarı kestirimlerin ilk dörttebirlik (%25) değerini, üst kenarı ise son dörttebirlik (%75) değerini gösterir. Kutu üzerindeki yatay çizgi kestirimlerin ortanca değerini işaret etmektedir. Kutuların üst ve alt kısımlarındaki yatay çizgiler, kutu kenarlarından ilk ve son dörttebirlik değerler arasındaki farkın 1.5 katı kadar aralıktaki en büyük ve en küçük değerleri göstermektedir. Bu çizgiler dışarısında kalan değerler ise aykırı değerler olarak düşünülmekte ve (+) işaretiyle gösterilmektedirler.



Şekil 3.2: $N = 2^{13}$ olan fGn’lerin H kestirimlerinin (a) Ortalama karekök hataları (OKH) ve (b) Sapma ($\mu_H - H_{Teorik}$) değerleri.

Kısa dönem bağımlı (direngen olmayan) $H < 0.5$ bölgesinde sapması ve OKH’sı en büyük dolayısıyla başarımı en düşük olan kestirimci RSY olarak karşımıza çıkmıştır. Uzun dönem bağımlı (uzun bellekli, direngen) bölgede ise KDY ve MDY diğer yöntemlere göre daha büyük kestirim hataları vermektedir. Genel itibariyle, başarımı en düşük kestirimcinin RSA olduğu açıktır.

Zaman bölgesi kestirimcilerin sapmaları H parametresi 0’a ve 1’e yaklaştıkça artmakta genellikle $H = 0.5$ civarında en küçük değerde olmaktadır. PTY ve DTY’de ise H parametresi 1’e yaklaştıkça kestirim başarımı artmaktadır.

KDY ve MDY zaman bölgesi kestirimcileri yapılarının benzer olmasından dolayı çok yakın sonuçlar vermişlerdir. En iyi başarımı $H = 0.5$ için veren bu yöntemler, $H < 0.5$ bölgesinde gerçek değerden daha büyük kestirimler verirken (pozitif sapma), $H > 0.5$ bölgesinde gerçek değerden daha küçük kestirimler (negatif sapma) vermektedir. Bu davranış diğer zaman bölgesi yöntemleri RSY ve HY için de geçerlidir. Ancak frekans

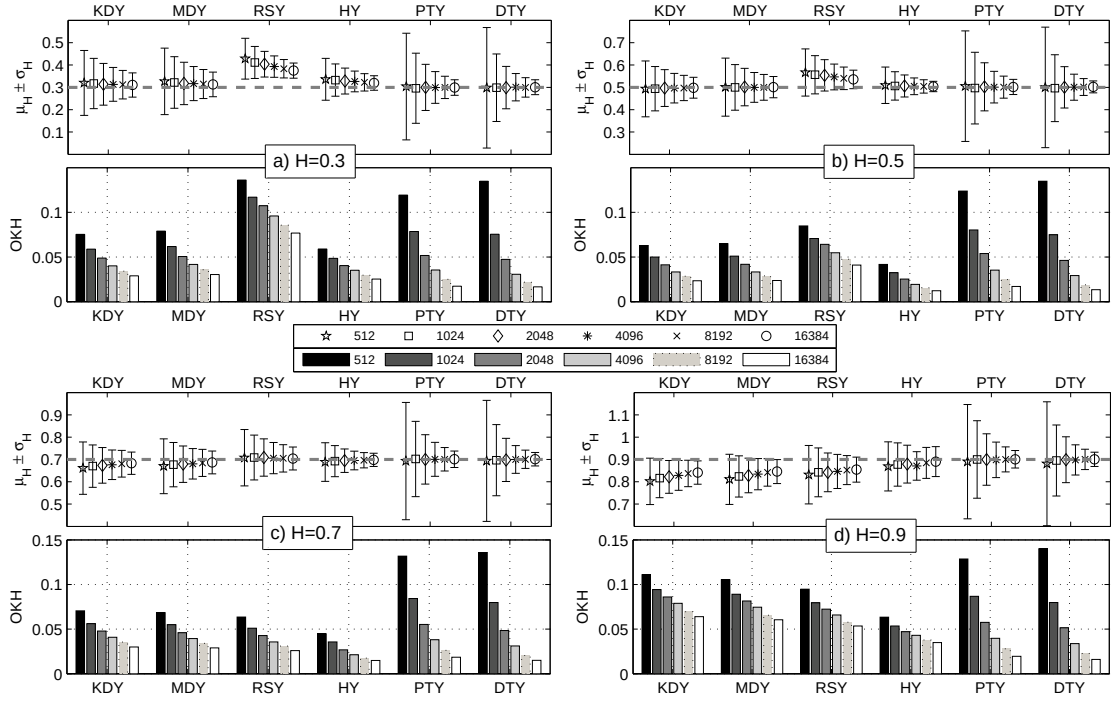
ve dalgacık bölgesi yöntemleri olan PTY ve DTY kestirimcileri $H < 0.5$ bölgesinde daha çok negatif sapma, $H > 0.5$ bölgesinde ise pozitif ve sıfıra çok yakın sapmalar vermektedirler.

H değeri 0.5'e yaklaştıkça en küçük OKH ve sapma değerleri bir zaman bölgesi kestirimcisi olan HY ile elde edilirken, H değeri 0'a ve 1'e yaklaştıkça frekans bölgesi kestirimcileri PTY ve DTY kestirimcileri en küçük OKH ve sapma değerlerini vermektedir. H 'ın tüm değerleri göz önüne alındığında DTY kestirimcisinin daha kararlı sonuçlar verdiği gözlenmiştir. OKH ve sapma değerleri açısından HY kestirimcisi DTY'ye yakın ve bazı durumlarda ($H=0.5$ civarı) daha iyi sonuçlar vermesine rağmen işlem karmaşıklığı açısından DTY çok daha avantajlı bir yöntemdir. DTY'nin HY'ye göre bir diğer avantaj ise şu şekilde açıklanabilir. Bölüm 2.4.1.3'te anlatıldığı üzere HY sadece fBm süreçler üzerinde çalışmaktadır. Yukarıdaki analizlerde, sentezlenen fGn'lerin birikimli toplamaları ile fBm süreçler elde edilerek HY ile parametre kestirilmiştir. Gerçek uygulamalarda analiz edilecek sinyalin fGn veya fBm olup olmadığı hakkında bir ön bilgi bulunmaması durumunda HY ile kestirim anlamlı olmayacaktır. DTY yönteminde böyle bir kısıtlama olmadığından dolayı (hem fGn hem de fBm süreçler için uygun yöntem) ön bilgi gerekmeksizin kestirim gerçekleştirilebilir.

3.1.1.3 Veri boyu etkisi

Veri boyunun kestirimcilerin başarımı üzerindeki etkilerini gözlemlemek amacıyla, Şekil 3.3'te 4 farklı H parametresi (0.3, 0.5, 0.7 ve 0.9) için tüm kestirimcilerin ortalama değerleri (μ_H) ve $\pm$ standart sapmaları (σ_H) ile OKH'larının veri boyu N ile değişimleri verilmiştir. Beklendiği üzere, kestirimcilerin başarımları veri boyu arttıkça iyileşme göstermektedir (daha düşük OKH ve sapma). Frekans ve dalgacık bölgesi kestirimcileri PTY ve DTY veri boyuna en duyarlı kestirimcilerdir. Kestirimlerin ortalamalarının gerçek değerden sapmaları çok değişkenlik göstermemesine rağmen kestirimin değişintisi, ilintili şekilde OKH'sı, veri boyu artışıyla hızla azalmaktadır. Veri boyu değişiminden en az etkilenen kestirimci HY olarak gözlenmiştir.

Yukarıdaki analizler ışığında, yeterli veri boyu durumunda, dalgacık tabanlı DTY kestirimcisinin diğer yöntemlere göre daha gürbüz ve hızlı kestirimler vereceği görülmüştür.

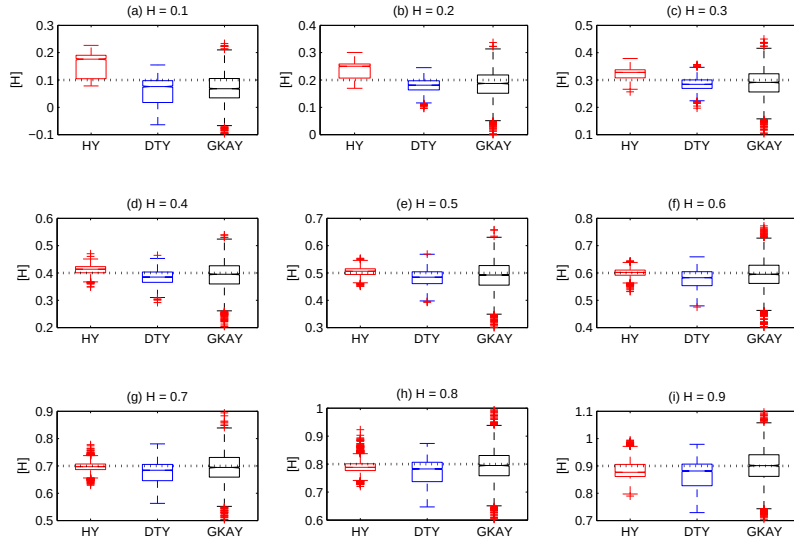


Şekil 3.3: (a) $H = 0.3$, (b) $H = 0.5$, (c) $H = 0.7$ ve (d) $H = 0.9$ için kestirimlerin ortalama değerleri (μ_H) $\pm$ standart sapmaları (σ_H) ile OKH'larının veri boyu N ile değişimleri.

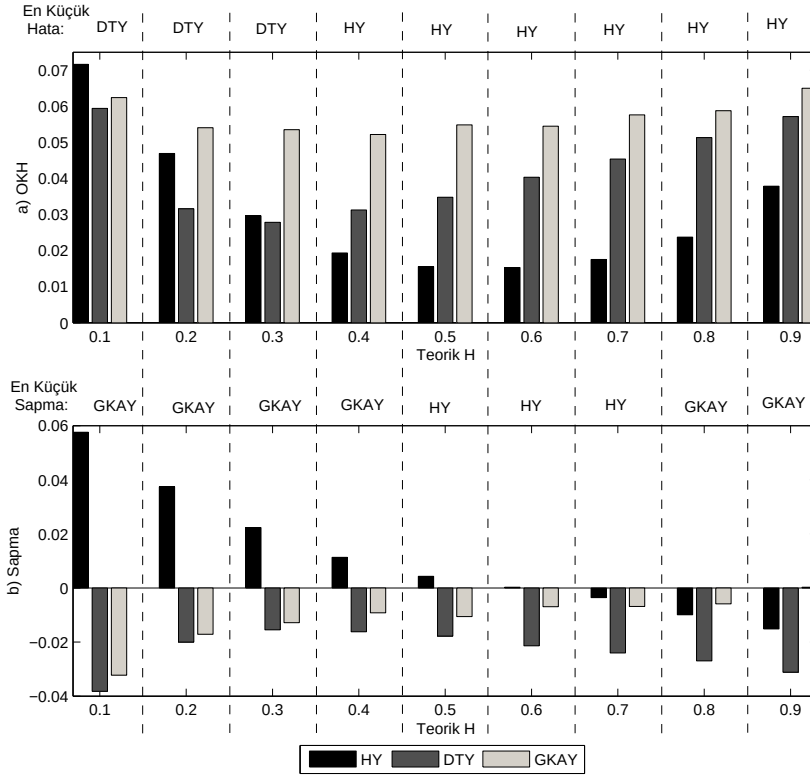
3.1.1.4 fBm süreç H kestirimleri

Yukarıda analiz yöntemlerinin fGn süreçlerde H parametre kestirim başarımları incelenmiştir. Bahsedilen yöntemlerden HY ve DTY fBm süreçlerde parametre kestiriminde de doğrudan (fGn süreçlere dönüşüm yapılmaksızın) kullanılabilir. Bu bölümde HY ve DTY yöntemlerinin yapay fBm süreçlerin H kestirimlerindeki başarımları aynı veri kümesi üzerinde karşılaştırılmaktadır. Bu yöntemlere ek olarak Bölüm 2.6.2'de anlatılan görgül kip ayrışımı tabanlı yöntem [61, 62] (GKAY) de sınamalara dahil edilmiştir. Aşağıdaki Şekil 3.4'te sabit uzunluk $N = 2^{13}$ olmak üzere, farklı H değerlerine sahip fBm süreçlerden elde edilen kestirimlerin kutu çizimleri gösterilmektedir. Şekil 3.5'te ise kestirimlerin gerçek değerden sapmaları ve ortalama karekök hataları (OKH) verilmiştir.

fBm süreçlerin H parametresi kestirimlerinde $H = 0.1, 0.2$ ve 0.3 için DTY en küçük kestirim hatası verirken, diğer tüm H değerleri için en küçük kestirim hatası HY ile elde edilmektedir. Tüm yöntemlerin kestirim hataları $H = 0.5$ civarında azalırken, H değeri 0'a ve 1'e gittikçe artmaktadır. GKA tabanlı yöntem ile elde edilen



Şekil 3.4: $N = 2^{13}$ olan fBm’ler üzerinde H kestirim yöntemlerinin başarımları kutu çizimleri.



Şekil 3.5: $N = 2^{13}$ olan fBm’lerin H kestirimlerinin (a) Ortalama karekök hataları (OKH) ve (b) Sapma ($\mu_H - H_{Teorik}$) değerleri.

kestirimlerin değışintileri (dolayısıyla OKH'ları) diğeri iki yönteme göre daha yüksek olmasına rağmen gerçek değerden sapmalar (yanlılık) en düşük bu yöntem ile elde edilmiştir. GKAY'de kestirim ortalaması H değeri 1'e gittikçe gerçek değere daha çok yaklaşmaktadır (sapma azalmaktadır). HY yöntemi $H < 0.5$ kısa menzil bağımlı bölgede pozitif, $H > 0.5$ uzun menzil bağımlı bölgede ise negatif sapma (yanlılık) değerleri vermektedir. DTY ve GKAY de ise tüm H değerleri için kestirimler gerçek değerden daha düşük olmakta, negatif sapma (yanlılık) gözlenmektedir.

3.1.2 TBA yöntemi ile H kestirimi üzerine

H parametresi kestiriminde kullanılan bir diğeri yöntem Temel Bileşen Analizinin (TBA) yöntemidir [55]. fBm süreçlerin H kestirimi için önerilen bu yöntem [55]'te sadece $H = 0.5$ için ispatlanmıştır ancak diğeri H değerleri için analitik ispat bulunmayıp benzetimler verilmiştir. [6]'daki çalışmamızda bu yöntemin $0 < H < 0.5$ arasında da kullanılabileceği teorik olarak gösterilmiştir. $0.5 < H < 1$ aralığında ise bu yöntemin güvenilirmez sonuçlar verdiği yine bu çalışmada gösterilmiştir. Bir diğeri çalışmamızda [63] PCA yönteminin ağ verileri üzerindeki uygulaması konusu araştırılmıştır. Bu çalışmada TBA tabanlı H kestirim yöntemi fGn süreçler üzerine uygulanmış ve diğeri kestirim yöntemleri karşılaştırılmıştır. fGn süreçlerin analizinde $H < 0.5$ için yöntemin gürbüz sonuçlar vermediği deneylerle gösterilmiştir. Ancak $H > 0.5$ için diğeri yöntemler ile yakın doğrulukta sonuçlar elde edilmiştir. Genellikle uzun dönem bağımlı ($H > 0.5$) olan ağ trafik verilerinin analizinde kullanılabileceği gösterilmiştir. Ayrıntılar [6] ve [63]'te raporlanmış olup burada anlatılmamaktadır.

3.2 Model-2: $1/f$ Gürültü + Periyodik Bileşen - $s(t) = x(t) + p(t)$

Bazı uygulamalarda, içerisinde periyodik bileşen bulunmasına rağmen $1/f$ süreç gibi değerlendirilen veriler mevcuttur. Örneğin ağ trafiği benzetimlerinde bu tip periyodiklik içeren veri kümelerine rastlanılmaktadır [3, 4, 71].

İkinci senaryoda sinyal modeli, periyodik bileşen karışmış $1/f$ süreç özelliklerini içerecek şekilde kurulmuştur:

$$s(t) = x(t) + p(t) \quad (3.2)$$

Burada $x(t)$ $1/f$ gürültü, $p(t)$ ise farklı frekanslardaki bileşenlerin toplamından oluşmuş çoklu-ton periyodik sinyaldir. Bu senaryoda üzerinde durulan problem, periyodikliğin kestirimciler üzerindeki olumsuz etkilerinin ortaya çıkarılması problemidir.

Aşağıdaki bölümde, periyodiklik karışımının, zaman, frekans, temel bileşen ve dalgacık tabanlı H kestirim yöntemleri üzerindeki etkileri türetilmekte ve sonuçlar benzetimlerle desteklenmektedir. Ayrıca uygulama olarak gerçek ağ trafik verilerinin analizleri gerçekleştirilmektedir. Burada anlatılan çalışmalar [7] ve [8]'de raporlanmıştır.

3.2.1 Ayırık model

Analizlerde ayırık süreçler söz konusu olduğundan, sinyal modelinin ayırık hali göz önüne alınmıştır; $1/f$ gürültü için sıfır ortalamalı ayırık zamanlı bir fGn süreç $\{x_{fGn}[n], 1 \leq n \leq N\}$, periyodik bileşen olarak da $p[n]$ seçilmiştir:

$$s[n] = x_{fGn}[n] + p[n] \quad (3.3)$$

Burada $p[n]$, A_i genlikli ve ω_i açısal frekanslı K adet sinüs işlevi $p_i[n]$ 'lerin toplamıdır.

$$p[n] = \sum_{i=1}^K p_i[n] = \sum_{i=1}^K A_i \sin(\omega_i n) \quad (3.4)$$

Bu durumda ayırık sinyal modeli şu şekilde yazılabilir:

$$s[n] = x_{fGn}[n] + \sum_{i=1}^K p_i[n] \quad (3.5)$$

$$s[n] = x_{fGn}[n] + \sum_{i=1}^K A_i \sin(\omega_i n) \quad (3.6)$$

Yukarıdaki ayrık model göz önüne alınarak periyodik bileşenin zaman, frekans, temel bileşen ve dalgacık tabanlı H kestirim yöntemlerinin performansları üzerine etkileri araştırılmaktadır.

3.2.2 Zaman bölgesi kestirimcileri davranışları

İlkin periyodik bileşenin zaman bölgesi kestirimcileri üzerindeki etkileri araştırılmaktadır. Mevcut yöntemlerin çalışma ilkeleri benzerlik gösterdiğinden dolayı sadece en çok kullanılan yöntemlerden Kümelenmiş Değişintiler Yöntemi (KDY) ve Higuchi Yöntemi (HY) temel alınarak incelemeler yapılmaktadır.

3.2.2.1 Kümelenmiş değişintiler yöntemi

Bu yöntem ile parametre kestirimi için özgün veriden oluşturulan kümelenmiş serilerin ölçek özelliklerinden yararlanılmaktadır. Kümelenmiş seriler $(X^{(m)}[k], k = 1, 2, \dots)$, sinyalin m uzunluklu (birbiriyle örtüşmeyen) öbeklere ayrılarak öbek ortalamalarının alınmasıyla oluşturulur:

$$X^{(m)}[k] = \frac{1}{m} \sum_{i=(k-1)m+1}^{km} x[i] \quad k = 1, 2, \dots \quad (3.7)$$

$X^{(m)}[k]$ serilerinin değişintilerinden elde edilen $\text{var}\{X^{(m)}\}$ dizisi $m \rightarrow \infty$ için güç yasası ilişkisi uyarınca değişmektedir [37]:

$$\text{var}\{X^{(m)}\} \sim \sigma_0^2 m^\beta \quad (3.8)$$

Veride periyodik bileşen olması durumunda (3.5)'teki sinyalin kümelenmiş serileri aşağıdaki şekilde yazılabilir:

$$S^{(m)}[k] = X_{fGn}^{(m)}[k] + \sum_{i=1}^K P_i^{(m)}[k] \quad k = 1, 2, \dots \quad (3.9)$$

Burada $P_i^{(m)}[k]$, i . periyodik bileşen $p_i[n]$ 'in kümelenmiş serisidir. $x_{fGn}[n]$ ve $p_i[n]$ 'lerin her ölçekte ilintisiz olduğu varsayımıyla kümelenmiş serilerinin değişimleri

$$var\{S^{(m)}\} \sim \sigma_0^2 m^\beta + var\{\sum_{i=1}^K P_i^{(m)}[k]\} \quad (3.10)$$

şeklinde olur. Bu denklemin sağ tarafındaki ikinci terim periyodik bileşenin etkisi olarak karşımıza çıkar. Burada kritik nokta $P_i^{(m)}[k]$ kümelenmiş serisinin davranışdır. Kümelenmiş seriler m uzunluklu pencereler içerisinde ortalama alınması prensibine dayandığından, m uzunluğu N_{max} 'ın (toplamsal sinüslerin temel periyodu) tam katları ($m = kN_{max}, k = 1, 2, \dots$) olduğu sürece (3.10) denklemin sağ tarafındaki ikinci terim sıfıra gidecektir. $m \neq kN_{max}$ olduğu durumlarda ise bağlanım çiziminde pozitif yönde bir artış gözlenecektir.

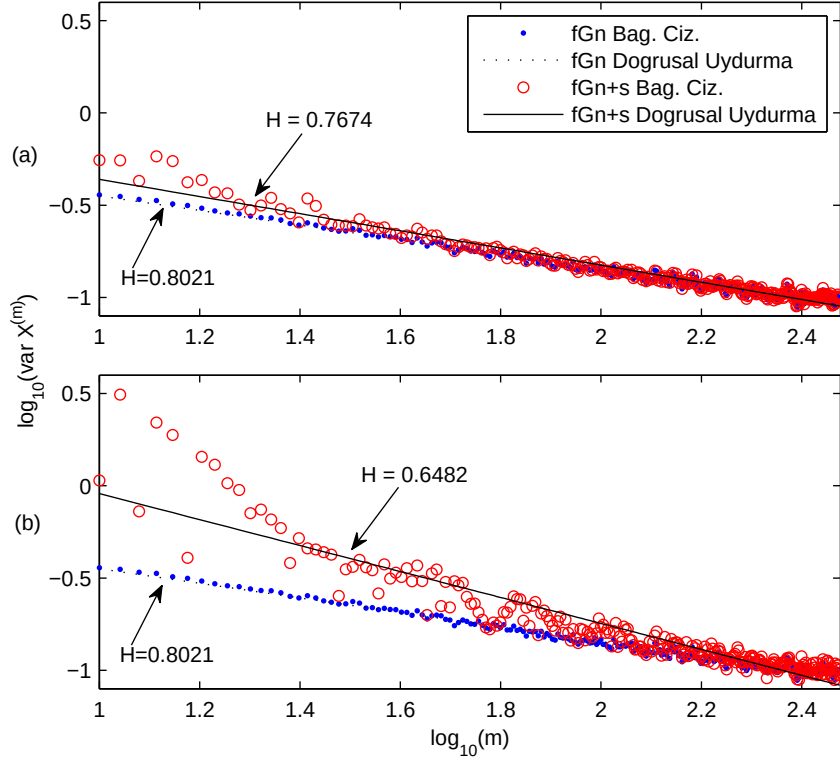
Çoklu-ton periyodik bileşenin etkisini göstermek amacıyla göreceli olarak yüksek ve düşük frekanslı 4-er bileşen $H = 0.8$ olan yapay fGn sinyale eklenerek iki toplamsal sinyal elde edilmiş ve kestirim yöntemleri bu sinyaller üzerine uygulanmıştır. İlk sinyalde daha yüksek ($\omega_1 = 2\pi/10, \omega_2 = 2\pi/8, \omega_3 = 2\pi/6, \omega_4 = 2\pi/4$) frekanslarda, ikincisinde ise birinciye göre daha düşük ($\omega_1 = 2\pi/30, \omega_2 = 2\pi/20, \omega_3 = 2\pi/15, \omega_4 = 2\pi/12$) frekanslarda sinüs işlevleri kullanılmıştır. Oluşturulan sinyaller şu şekildedir:

$$s_h[n] = x_{fGn}^{0.8}[n] + \sin(2\pi n/10) + \sin(2\pi n/8) + \sin(2\pi n/6) + \sin(2\pi n/4) \quad (3.11)$$

$$s_l[n] = x_{fGn}^{0.8}[n] + \sin(2\pi n/30) + \sin(2\pi n/20) + \sin(2\pi n/15) + \sin(2\pi n/12) \quad (3.12)$$

Yapay fGn sinyali dalgacık tabanlı sentez yöntemi [42] ile üretilmiş, veri boyu $N = 2^{13}$ ve SNR=-10dB seçilmiştir³. Yüksek ve alçak frekanslı periyodik bileşenlere sahip sinyallerin KDY ile elde edilen bağlanım çizimleri Şekil 3.6-(a) ve (b)'de saf fGn sinyalin bağlanım eğrisi ile üst üste gelecek şekilde verilmiştir. Saf fGn için Hurst parametresi gerçek değere yakın şekilde $\hat{H} = 0.8021$ kestirilmiştir. Ancak periyodik bileşenler bulunduğunda kestirimde gerçek değerden sapmalar gözlenmektedir. Bağlanım çizimleri incelendiğinde periyodik bileşenlerin etkileri

³Burada SNR değeri fGn sinyalin gücünün periyodik bileşenin gücüne oranı şeklinde tanımlanmıştır; $SNR = 10 \log_{10}(var\{x_{fGn}[n]\}/var\{p[n]\})$.



Şekil 3.6: $H=0.8$ olan saf fGn sinyal ve periyodik bileşenler için KDY ile elde edilen bağlanım çizimleri (SNR = -10 dB, en büyük öbek uzunluğu $m = 300$ seçilmiştir); (a) saf fGn ($\hat{H} = 0.8021$) ve fGn+yüksek frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.7674$) için bağlanım eğrileri, (b) fGn+düşük frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.6482$) için bağlanım eğrileri.

çoğunlukla küçük ölçeklerde gözlenmektedir. Yüksek frekanslı bileşen karışımında H kestirimi kısmen daha az etkilenirken ($\hat{H} = 0.7674$), düşük frekanslı bileşen karışımında daha fazla ($\hat{H} = 0.6482$) etkilenmektedir.

3.2.2.2 Higuchi yöntemi

Higuchi Yöntemi (HY), fBm süreçlerin Hurst parametresi kestiriminde kullanılan bir yöntemdir [52]. $\{x_{fBm}[n], 1 \leq n \leq N\}$ bir fBm süreç olmak üzere bu sürecin artımlarının mutlak değerlerinin ortalamaları güç yasası ilişkisini sağlamaktadır [52]:

$$L(\tau) = E[|x_{fBm}[n+\tau] - x_{fBm}[n]|] \sim b\tau^H \quad (3.13)$$

Burada b sabit bir sayı ve $\tau = 1, 2, \dots$ aralık değeridir. Logaritmik ekseninde doğrunun eğimi H parametresinin kestirimidir. Eğer HY ile bir fGn süreç analiz edilmek istenirse süreç öncelikle tümlev yardımıyla fBm'e dönüştürülmelidir. Ayırık süreçlerde tümlev işlevi birikimli toplama ile yapılır.

Periyodikliğin HY üzerindeki etkisini gözlemlemek için ilkin (3.5)'teki periyodik bileşen içeren fGn süreç birikimli toplama ile fBm sürece dönüştürülmelidir:

$$z[n] = \sum_{j=1}^n s[j] \quad (3.14)$$

$$z[n] = \sum_{j=1}^n (x_{fGn}[j]) + \sum_{i=1}^K \left(\sum_{j=1}^n A_i \sin(\omega_i j) \right) \quad (3.15)$$

$$z[n] = x_{fBm}[n] + \sum_{i=1}^K c_i[n] \quad (3.16)$$

Burada $c_i[n]$ 'ler $p_i[n] = A_i \sin(\omega_i n)$ sinyallerinin birikimli toplamlarıdır:

$$c_i[n] = \sum_{j=1}^n A_i \sin(\omega_i j) = -\frac{A_i}{\omega_i} \cos(\omega_i n) \quad (3.17)$$

(3.16) sinyalinin ortalama fraktal eğri uzunluğu,

$$E[|z[n+\tau] - z[n]|] = E[|x_{fBm}[n+\tau] - x_{fBm}[n] + \sum_{i=1}^K (c_i[n+\tau] - c_i[n])|] \quad (3.18)$$

şeklinde elde edilir. Bu eşitlik (3.13)'teki güç yasası ilişkisini göz önüne alarak

$$E[|z[n+\tau] - z[n]|] \sim b\tau^H + \epsilon(\tau) \quad (3.19)$$

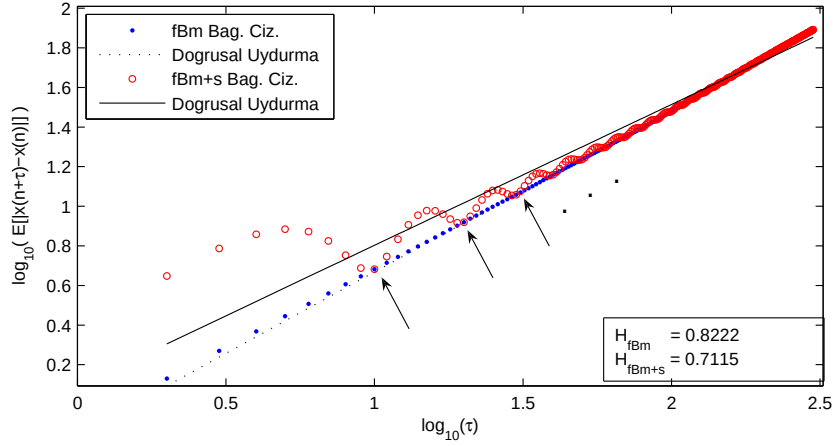
gibi yazılabilir. Buradaki $\epsilon(\tau)$ periyodik bileşenden kaynaklanan periyodiklik etkisidir.

$\langle . \rangle$ ifadesi ortalama alma operatörü olmak üzere:

$$\epsilon(\tau) = \left\langle \sum_{i=1}^K (|c_i[n+\tau] - c_i[n]|) \right\rangle \quad (3.20)$$

şeklindedir. Açıktır ki, $\tau = kN_{max}$ (toplamsal periyodik bileşenlerin temel periyodunun tam katları) olduğu sürece $\epsilon(\tau) = 0$ olur. Bunun dışındaki τ değerleri için sıfırdan farklı $\epsilon(\tau)$ 'lar oluşacak, güç yasası bağlanım eğrilerinde pozitif yönde atlamalar gözlenecek ve H kestirimi doğruluktan uzaklaşacaktır. Aşağıdaki örnekte tek-ton periyodik bileşen karışımının H kestirimine etkisi gösterilmektedir.

$H = 0.8$ olan yapay bir fBm sinyale SNR = 35dB'de açısal frekansı $\omega = 2\pi/10$ olan tek-ton bir sinüs işareti eklenmiş olsun. HY ile oluşturulan bağlanım çizimleri fBm ve fBm+sinüs sinyalleri için Şekil 3.7'de gösterilmiştir.

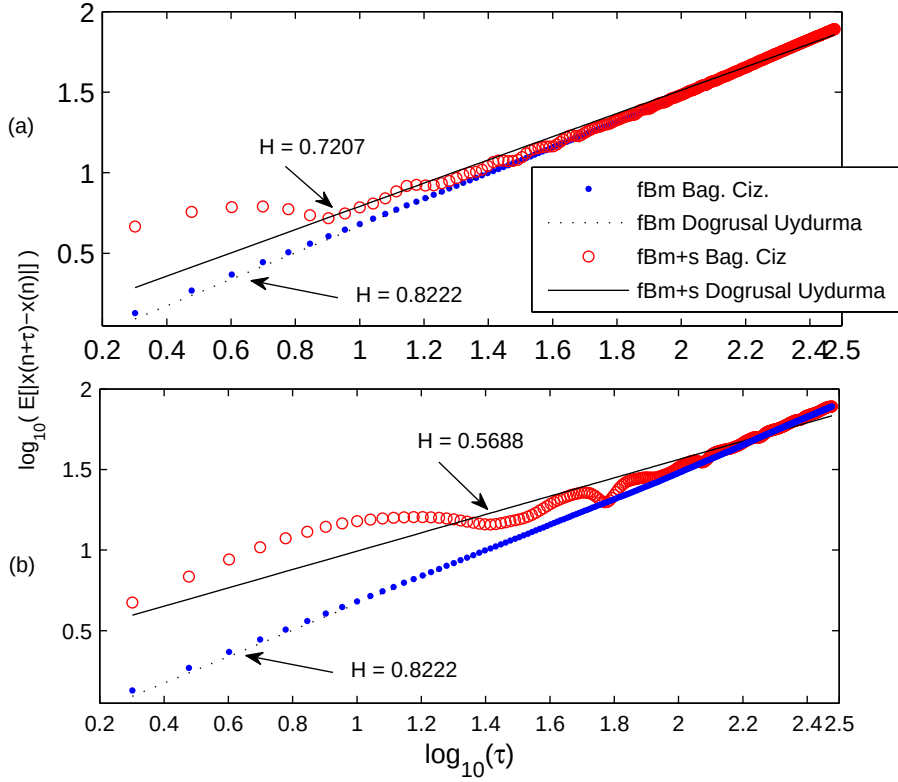


Şekil 3.7: $H=0.8$ olan saf fBm sinyal ve tek-ton periyodik ($\omega = 2\pi/10$) bileşen için HY ile elde edilen bağlanım çizimleri (SNR =35 dB seçilmiştir). Saf fBm için ($\hat{H} = 0.8222$) ve fGn+sinüs için $\hat{H} = 0.7115$ kestirilmiştir. Şekildeki oklar $\{\tau = 10k, k = 1, 2, \dots\}$ ($\epsilon(\tau) = 0$) anlarını göstermektedir (τ değeri 2 ile 300 arasında alınmıştır).

Şekil 3.7’de görüldüğü gibi $\{\tau = kN_1, k = 1, 2, \dots\}$ olduğu anlarda $\epsilon(\tau) = 0$ olmakta, saf fBm ve periyodiklik karışmış fBm’in bağlanım eğrileri üst üste çakışmaktadır. Burada $N_1 = 10$ olup eklenen sinüs sinyalinin temel periyodudur. Diğer aralık ($\tau \neq kN_1$) değerleri için $\epsilon(\tau) \neq 0$ olup bağlanım diziliminde sıçramalar gözlenmekte, H kestirimi de gerçek değerden sapmaktadır. Saf fBm için Hurst parametresi $\hat{H} = 0.8222$, fBm + sinüs sinyali için $\hat{H} = 0.7115$ şeklinde kestirilmiştir.

Çoklu ton periyodik bileşenin etkisini gözlemek için HY yöntemi bir önceki bölümdeki örnekte kullanılan (3.11) ve (3.12)’de verilen sinyallere uygulanmıştır. Ancak HY fBm sinyaller üzerine uygulanabildiğinden, örnek sinyaller birikimli toplam ile fBm’e çevrilmişlerdir (Bu işlem SNR değerini artırır).

Yüksek ve alçak frekanslı toplamsal sinyallerin HY ile elde edilen bağlanım çizimleri Şekil 3.8-(a) ve (b)’de saf fBm sinyalin bağlanım eğrisi ile üst üste gelecek şekilde verilmiştir. Saf fBm için H , gerçek değere yakın şekilde $\hat{H} = 0.8222$ kestirilmiştir. Periyodik bileşenler bulunduğu kestirim gerçek değerden uzaklaşmaktadır. Yüksek frekanslı bileşen karışımında Hurst parametresi $\hat{H} = 0.7207$, düşük frekanslı bileşen karışımında ise $\hat{H} = 0.5688$ şeklinde kestirilmiştir. Düşük frekanslı bileşenlerin etkisi bağlanım çizimini daha açık şekilde bozmaktadır.



Şekil 3.8: $H=0.8$ olan saf fBm sinyal ve periyodik bileşenler için HY ile elde edilen bağlanım çizimleri ($\tau_{max} = 300$ seçilmiştir); (a) saf fBm ($\hat{H} = 0.8222$) ve fBm+yüksek frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.7207$) için bağlanım eğrileri, (b) fBm+düşük frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.5688$) için bağlanım eğrileri.

3.2.3 Frekans bölgesi kestirimcileri davranışları

3.2.3.1 Periyodogram tabanlı yöntem

Frekans bölgesi Hurst parametresi kestirim yöntemleri $1/f$ süreçlerin güç izgelerinin güç yasası ilişkisine uyma özelliğinden yararlanmaktadır. Periyodogram Tabanlı Yöntem (PTY) en bilinen ve yaygın kullanılan frekans bölgesi yöntemidir. PTY’de bir fGn süreç $\{x_{fGn}[n], 1 \leq n \leq N\}$ için güç izgesi Periyodogram ile kestirilir [37]:

$$S_{x_{fGn}}(\omega) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=1}^N x_{fGn}[n] e^{-j\omega n} \right|^2 \quad (3.21)$$

Periyodogram ile elde edilen güç izgesi frekans ile güç yasası ilişkisi uyarınca aşağıdaki gibi değişir:

$$S_{x_{fGn}}(\omega) \sim \frac{\sigma_x^2}{|\omega|^\gamma} \quad (3.22)$$

(3.5)'teki periyodik bileşen karışmış fGn sürecin periyodogram ifadesi ise aşağıdaki şekilde yazılır:

$$S_s(\omega) = S_{x_{fGn}}(\omega) + \sum_{i=1}^K S_{p_i}(\omega) \quad (3.23)$$

Burada $S_{p_i}(\omega)$, $p_i[n] = A_i \sin(\omega_i n)$ sinyallerinin güç izgeleridir:

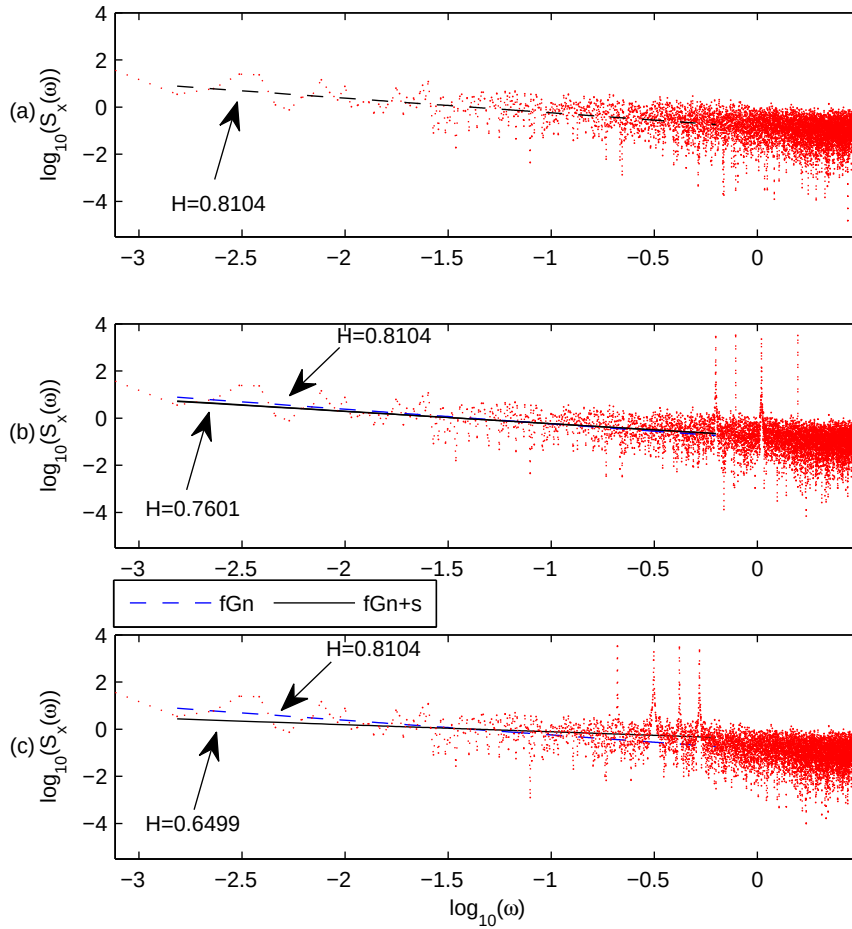
$$S_{p_i}(\omega) = A_i^2 \pi^2 [\delta(\omega - \omega_i) + \delta(\omega + \omega_i)] \quad (3.24)$$

Bu durumda (3.23) ifadesi aşağıdaki gibi olur:

$$S_s(\omega) \sim \frac{\sigma_x^2}{|\omega|^\gamma} + \sum_{i=1}^K (A_i^2 \pi^2 [\delta(\omega - \omega_i) + \delta(\omega + \omega_i)]) \quad (3.25)$$

Periyodogramın temel kullanım alanı, isminin de çağrıştırdığı üzere, sinyal içerisindeki saklı veya açık periyodik bileşenin ortaya çıkarılması problemidir [72]. Bu göz önüne alındığında, fGn süreç içerisinde karışmış periyodik bileşenlerin de periyodogram ile ortaya çıkarılması beklenen bir durumdur. Güç izgesi incelendiğinde periyodik bileşenler ω_i frekanslarında genlikleri ile orantılı şekilde tepeler üretecek, bu tepeler log-log ölçekteki doğru uydurma ve parametre kestirimini olumsuz yönde etkileyecektir.

Çoklu ton periyodik bileşenin etkisini gözlemek için yine önceki örneklerde kullanılan (3.11) ve (3.12)'de verilen sinyaller ele alınmıştır. Şekil 3.9-(a-b-c)'de PTY ile elde edilen bağlanım çizimleri sırasıyla saf fGn sinyal, fGn+yüksek frekanslı periyodik bileşenler ve fGn+alçak frekanslı periyodik bileşenler için verilmektedir. $H = 0.8$ olan yapay fGn sinyalinin parametresi PTY ile ($\hat{H} = 0.8104$) olarak kestirilmiştir. Yüksek frekanslı ve alçak frekanslı bileşen karışımı durumunda Hurst parametreleri $\hat{H} = 0.7601$ ve $\hat{H} = 0.6499$ şeklinde kestirilmiştir. Beklenildiği üzere, 3.9-(b-c)'deki periyodogram çizimlerinde periyodik bileşenlerin etkileri yüksek genlikli sıçramalar şeklinde gözlenebilmektedir. Doğrusal uydurma ölçeğin ilk %10'luk bölümünde yapıldığından, düşük frekanslı bileşenler yüksek frekanslılara göre kestirimi daha çok etkiler. PTY'de, doğrusal uydurmanın hangi frekansa kadar alınması gerektiği, kestirim sonuçlarını doğrudan etkileyen ve üzerinde çalışılan bir konudur. Genellikle, $1/f$ davranış düşük frekans bölgelerinde gözlemlendiğinden, ilk %10'luk bölüm alınır.



Şekil 3.9: $H=0.8$ olan saf fGn sinyal ve periyodik bileşenler için PTY ile elde edilen bağlanım çizimleri; (a) saf fGn ($\hat{H} = 0.8104$), (b) fGn+yüksek frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.7601$), (c) fGn+düşük frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.6499$) için bağlanım eğrileri.

3.2.4 Dalgacık tabanlı kestirim yöntemi davranışı

Dalgacık tabanlı parametre kestirim yönteminde (DTY) $1/f$ süreçlerin dalgacık katsayılarının değışintilerinin aşağıda verilen güç yasası ilişkisi uyarınca değışmesi özelliğı kullanılarak parametre kestirimi gerçekleştirilmektedir [42, 46]:

$$\text{var}((x_{fGn})_n^m) \sim \sigma^2 2^{-\gamma m} \quad (3.26)$$

(3.5)'te verilen, periyodik bileşen karışmış fGn sinyal $s[n]$ 'in ayrık zamanlı, ayrık parametrelili, ikici birimlik dalgacık dönüşümü

$$s_n^m = DWT\{s[n]\} = \sum_j s[j] \psi_n^m[j] \quad (3.27)$$

şeklinde hesaplanır. Burada $\psi_n^m[j]$ ana dalgacık tabanı $\psi[j]$ 'nin ölçeklenmiş, kaydırılmış ve düzgelenmiş halleridir ($\psi_n^m[j] = 2^{m/2}\psi[2^m j - n]$). $1/f$ süreçlerin analizinde genellikle sönümlleme momenti 2 ve daha büyük olan (düzenliliği yüksek) Daubechies dalgacık tabanları tercih edilmektedir [42]. Bu tezdeki benzetim ve analizlerde çoğunlukla 5.dereceden Daubechies dalgacık tabanları kullanılmaktadır.

(3.5), (3.27)'de yerine konulursa,

$$s_n^m = DWT\{x_{fGn}[n] + \sum_{i=1}^K p_i[n]\} \quad (3.28)$$

$$s_n^m = \sum_j x_{fGn}[j]\psi_n^m[j] + \sum_{i=1}^K \sum_j p_i[j]\psi_n^m[j] \quad (3.29)$$

$$s_n^m = (x_{fGn})_n^m + \sum_{i=1}^K (p_i)_n^m \quad (3.30)$$

elde edilir. Burada $(x_{fGn})_n^m$ 'ler fGn sürecin, $(p_i)_n^m$ 'ler ise i . periyodik bileşenin m . ölçekteki⁴ dalgacık katsayılarıdır. Bilindiği gibi dalgacık dönüşümü bir süzgeçle-örnekle işlemidir. İkinci dalgacık katsayıları, sinyalin, ölçek bağımlı (ikinin katları şeklinde değişen) bant genişliklerine sahip süzgeç topluluğundan geçirilmesiyle elde edilir. Genlik frekans yanıtları $\{|\Psi_0^m(\omega)|, m = 1, 2, \dots, M\}$ olmak üzere, bu süzgeçlerin bant genişlikleri ile ölçek (m) arasındaki ilişki ideal durumda aşağıdaki şekildedir:

$$|\Psi_0^m(\omega)| = \begin{cases} 1 & , 2^{m-M-1}\pi < \omega < 2^{m-M}\pi \\ 0 & , \text{diğer} \end{cases} \quad (3.31)$$

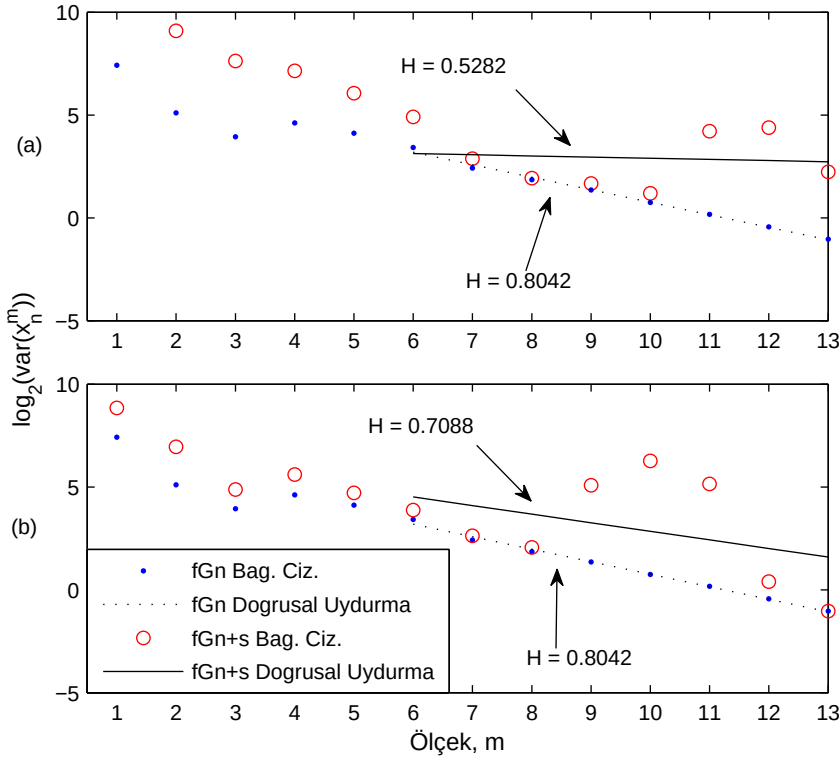
Bu durumda her ölçekteki dalgacık katsayıları sinyalin o frekans bandındaki bileşenlerinin kestirimidir. Açık ki, sinüzoidal periyodik bileşenlerin dalgacık katsayıları, ait oldukları frekans bandına karşılık düşen ölçekte yüksek, diğer ölçeklerde sıfıra yakın değerler alacaktır. Böylece bu ölçeklerdeki dalgacık katsayılarının değışintileri saf $1/f$ gürültü durumuna göre daha yüksek değerlerde olacak, bağlanım eğrilerinde sıçramalar görülecektir.

$$var(s_n^m) = \begin{cases} var((x_{fGn})_n^m) + \sum_{i=1}^L var((p_i)_n^m) & , 2^{m-M-1}\pi < \omega_i < 2^{m-M}\pi \\ var((x_{fGn})_n^m) & , \text{diğer}. \end{cases} \quad (3.32)$$

⁴Teoride sonsuz sayıda ölçek olmasına karşın, uygulamada veri boyu N ile ilişkili şekilde yaklaşık $M = \log_2(N)$ adet ölçek bulunur.

Burada L belirli bir frekans bandına denk düşen periyodik bileşen sayısıdır. Uygulamada bant geçiren süzgeçler ideal olmadığından bantlarda örtüşmeler söz konusudur. Bu izgesel sızıntı yüzünden tek bir periyodik bileşenin etkisi birden fazla ölçekte karşımıza çıkabilir.

Periyodik bileşenlerin dalgacık bölgesi bağlanım çizimlerindeki etkilerini görmek üzere DTY (3.11) ve (3.12)'de verilen sinyaller üzerine uygulanmıştır. Elde edilen bağlanım çizimleri Şekil 3.10(a) ve (b)'de verilmektedir. Karşılaştırma amacıyla saf fGn sinyalin DTY bağlanım çizimi de aynı şekiller üzerinde bulunmaktadır. Saf fGn'in parametresi $\hat{H} = 0.8042$ şeklinde kestirilmiştir.



Şekil 3.10: $H=0.8$ olan saf fGn sinyali ($\hat{H} = 0.8042$) ve periyodik bileşenler için DTY ile elde edilen bağlanım çizimleri (Doğrusal uydurma için ilk 5 ölçek hesaba katılmamıştır); (a) fGn+yüksek frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.5282$), (b) fGn+düşük frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 0.7088$).

Şekil 3.10-(a)'da yüksek frekanslı periyodik bileşenlerin etkileri 11, 12 ve 13-üncü ölçeklerde genlik artışı şeklinde ortaya çıkmış ve $\hat{H} = 0.5282$ kestirilmiştir. 3.10-(b)'deki düşük frekanslı bileşen eklenmesi durumunda 9, 10 ve 11-inci ölçeklerdeki dalgacık katsayıları değişimlerinde artış olmuş ve $\hat{H} = 0.7088$ kestirilmiştir.

3.2.5 TBA tabanlı kestirim yöntemi davranışı

Temel Bileşen Analizi Tabanlı Yöntem (TBAY), bölüm 2.4.4'te anlatıldığı üzere f_{Gn} ve f_{Bm} süreçlerin parametre kestiriminde sürecin özilişki matrisi $\mathbf{R}$ 'nin öz değerlerinin (λ_k) ,

$$\lambda_k = k^{-\gamma} \quad k = 1, \dots, N \quad (3.33)$$

şeklindeki güç yasası ilişkisini sağlama özelliğini kullanmaktadır [6, 55]. Yukarıda verilen bağlanım denkleminde öz değerler büyükten küçüğe doğru dizilmektedirler.

Periyodik bileşenin parametre kestirimine etkisini göstermek amacıyla yine (3.5)'teki sinyal modeli dikkate alınmıştır. Ancak işlem kolaylığı bakımından bu modelin sürekli zamanlı hali üzerinde çalışılmıştır:

$$s(t) = x_{fGn}(t) + \sum_{i=1}^K p_i(t) \quad (3.34)$$

Temel bileşen analizinin sürekli zaman gösterimi olan Karhunen-Loeve açılımı, $R_s(t_1, t_2)$ sürecin özilişki işlevi, T sürecin uzunluğu ve $-T/2 < t_1, t_2 < T/2$ olmak üzere, şu şekilde yazılır:

$$\int_{-T/2}^{T/2} R_s(t_1, t_2) \varphi_k(t_2) dt_2 = \lambda_k \varphi_k(t_1) \quad (3.35)$$

Burada $\varphi_k(t)$ ayrık zamandaki özvektörlere karşılık düşen birimlik özişlevlerdir. $x_{fGn}(t)$ ve $p_i(t)$ 'lerin ilintisiz olduğu varsayımıyla, yukarıdaki açılım şu şekilde yeniden yazılabilir:

$$\int_{-T/2}^{T/2} R_s(t_1, t_2) \varphi_k(t_2) dt_2 = \int_{-T/2}^{T/2} R_x(t_1, t_2) \varphi_k(t_2) dt_2 + \sum_{i=1}^K \int_{-T/2}^{T/2} R_{p_i}(t_1, t_2) \varphi_k(t_2) dt_2 \quad (3.36)$$

Tek-ton bir sinüzoidal sinyalin özilişki işlevi

$$R_{p_i}(t_1, t_2) = \frac{A_i^2}{2} \{ \cos(\omega_i(t_1 - t_2)) - \cos(\omega_i(t_1 + t_2)) \} \quad (3.37)$$

şeklindedir. Özişlevler, $\phi_k = \frac{2\pi}{T}k$ olmak üzere:

$$\varphi_k(t) = e^{j\phi_k t} \quad (3.38)$$

gibi karmaşık üstel işlevler ile yaklaşık ifade edilirlerse [6, 8, 63], 3.36'deki denklem şu şekle dönüşür:

$$\int_{-T/2}^{T/2} R_s(t_1, t_2) e^{j\phi_k t_2} dt_2 = \int_{-T/2}^{T/2} R_x(t_1, t_2) e^{j\phi_k t_2} dt_2 + \sum_{i=1}^K \frac{A_i^2}{4} 2\pi \{ e^{j\omega_i t_1} (\delta(\omega_i - \phi_k) - \delta(-\omega_i - \phi_k)) + e^{-j\omega_i t_1} (\delta(-\omega_i - \phi_k) - \delta(\omega_i - \phi_k)) \} \quad (3.39)$$

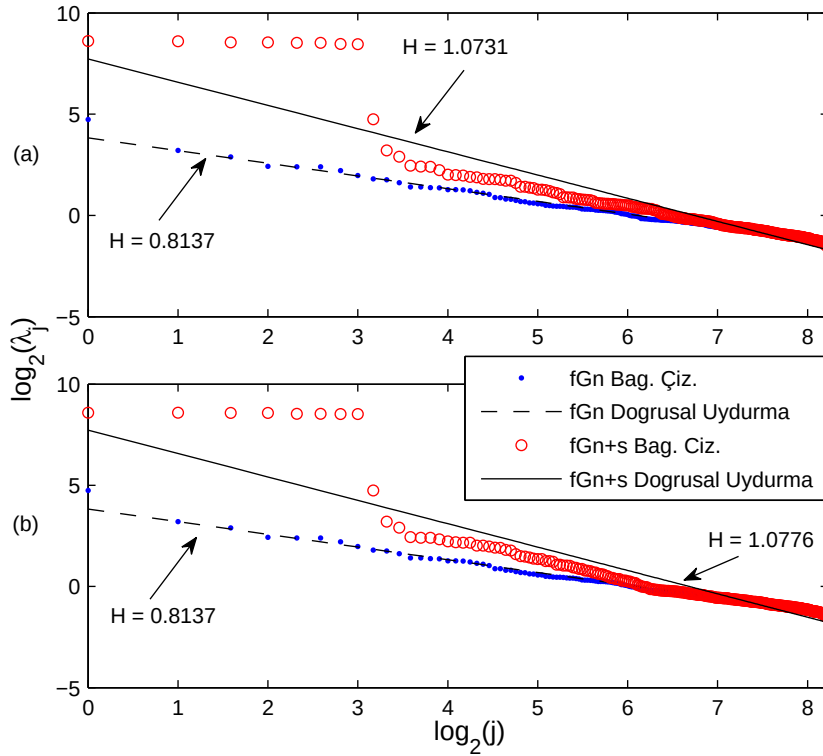
Yukarıdaki eşitlikten anlaşılacağı üzere, periyodiklik etkisi $\phi_k = \omega_i$ olduğunda karşımıza çıkmaktadır. Buradan, L_{max} özilişki matrisinin en büyük aralığı olmak üzere, sinüzoidal bileşenin sadece $k = \lfloor \frac{\omega_i L_{max}}{2\pi} \rfloor$ indisli özdeğerlerde etkisi olacaktır. Burada $\lfloor a \rfloor$ a 'nın mümkün olan en büyük tam sayı değerini ifade etmektedir. Özvektörler için yapılan karmaşık üstel işlev yaklaşımı idealde tam sağlanmadığından dolayı, periyodik bileşenin etkileri komşu indislerdeki özdeğerlerde de gözlenebilir.

Önceki örneklerde analiz edilen yüksek ve alçak frekanslı periyodik bileşenler karışmış fGn sinyaline TBAY yöntemi uygulanmış ve parametre kestirimi gerçekleştirilmiştir. Saf fGn sinyalin Hurst parametresi $\hat{H} = 0.8137$ kestirilmiştir. Şekil 3.11-(a) ve (b)'de TBAY ile elde edilen bağlanım çizimleri verilmektedir.

Periyodik bileşenlerin etkileri ilk birkaç özdeğerde yüksek sıçrama şeklinde karşımıza çıkmaktadır. Her iki durumda da H kestiriminde sapmalar meydana gelmiş, $\hat{H} = 1.0731$ ve $\hat{H} = 1.0776$ kestirilmiştir. Şekil 3.11-(a) ve (b)'de yaklaşık aynı sayıda özdeğer etkilenmiş ve TBAY'de özdeğerler büyükten küçüğe sıralandığı için bağlanım çizimleri birbirine çok yakın çıkmıştır. Yine şekillerde, periyodiklikten etkilenen özdeğer sayısının toplam sinüzoid sayısından fazla olduğu gözlenmektedir. Bu durum özvektörlerin, kabul edildiği üzere, tam olarak kompleks üstel işlevler olmamalarından ve komşu indisler arasındaki sızıntılardan kaynaklanır.

3.2.6 SNR etkisi

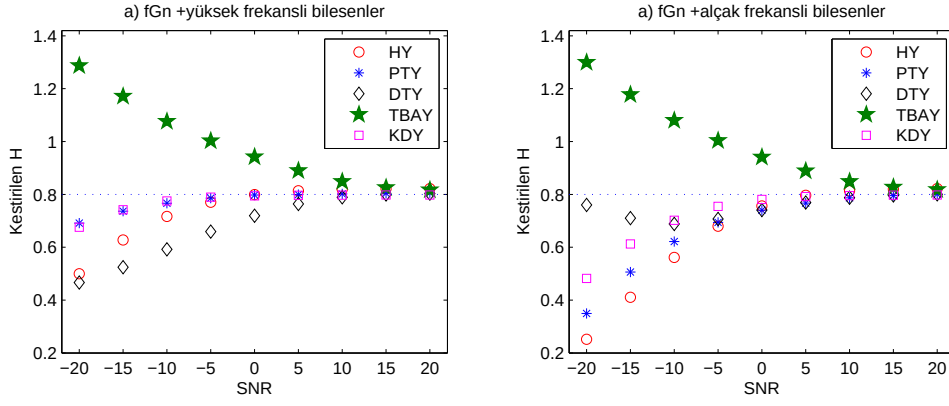
Periyodik bileşen gücünün kestirimciler üzerindeki etkisini araştırmak üzere bir sınaama gerçekleştirilmiştir. Bu benzetimde $H = 0.8$ ve veri boyu $N = 2^{13}$ olan fGn süreçler sentezlenmiş ve bu süreçlere SNR değeri -20dB ile 20dB arasında 5dB artımlarla değişecek şekilde periyodik bileşenler eklenmiştir. Eklenen periyodik bileşenler de görece düşük frekanslı ve görece yüksek frekanslı olacak şekilde



Şekil 3.11: $H=0.8$ olan saf fGn sinyali ($\hat{H} = 0.8137$) ve periyodik bileşenler için TBAY ile elde edilen bağlanım çizimleri (Analizde özilişki matrisinin boyu 300 seçilmiştir); (a) fGn+yüksek frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 1.0731$), (b) fGn+düşük frekanslı periyodik bileşenler ($\hat{H} = 1.0776$).

seçilmişlerdir. Oluşturulan veri kümesinde kestirimci başarımları karşılaştırılmıştır. Şekil 3.12’de SNR değişimine göre H kestirim sonuçları verilmektedir. Beklendiği üzere, SNR değeri arttıkça periyodik bileşenin kestirim üzerindeki olumsuz etkisi azalmaktadır. SNR düştükçe, diğer tüm yöntemler H ’ı olması gereken değerden daha küçük kestirirken TBAY daha büyük kestirmektedir. DTY’nin davranışına bakıldığında, yüksek frekanslı periyodik bileşen karışımından düşük frekanslı periyodik bileşenlere oranla daha çok etkilendiği, HY, KDY ve PTY’nin ise yüksek ve alçak frekans etkileri arasındaki farkın daha az olduğu gözlenmektedir. Yine aynı şekilde anlaşıldığı üzere, periyodik bileşen etkisi 0dB’den küçük SNR değerlerinde gözle görülür olmaktadır. Bu yüzden yukarıda anlatılan benzetimlerde SNR -10dB seçilmiştir.

Yukarıdaki incelemelerde H kestirim yöntemlerinin periyodik bileşen karışımından etkilendiği gösterilmiştir. Zaman bölgesi kestirimcileri bağlanım çizimlerinde olağan dışı bir davranış göstermemesine karşın kestirim sonuçları gerçekten çok uzak değerler olabildiğinden görsel analiz için uygun değildir. TBAY, periyodik bileşen



Şekil 3.12: Teoride $H=0.8$ olan yapay fGn sürece farklı SNR’da (a) görece yüksek frekans, (b) görece düşük frekanslı periyodik bileşen karışması durumunda kestirilen H değerlerinin SNR’a göre değişimleri [7].

içermesi durumunda bağlanım eğrilerinde anomali içermesine karşın bu anomalinin periyodiklikle ilişkilendirilmesi zordur. Dalgacık tabanlı yöntem ve periyodogram tabanlı yöntem ise periyodiklik karışımının ortaya çıkarılmasında en uygun yöntemler olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu bilgiler ışığında, gerçek veri analizinde çok sayıda kestirim yönteminin paralel kullanılarak değerlendirme yapılmasında yarar bulunduğu söylenebilir.

3.2.7 Uygulama: ağ trafiği verilerinin analizi

Hurst parametresi ile ifade edilen özbenzeşiklik ağ trafik verilerinin analizinde sıklıkla kullanılan ve araştırılan bir özelliktir. Ancak verilerin karmaşık yapısından dolayı kestirimi zorlu olmaktadır. Verideki olası periyodik bileşen karışımının kestirimler üzerinde olumsuz etkileri [3–5, 71]’deki çalışmalarda anlatılmaktadır.

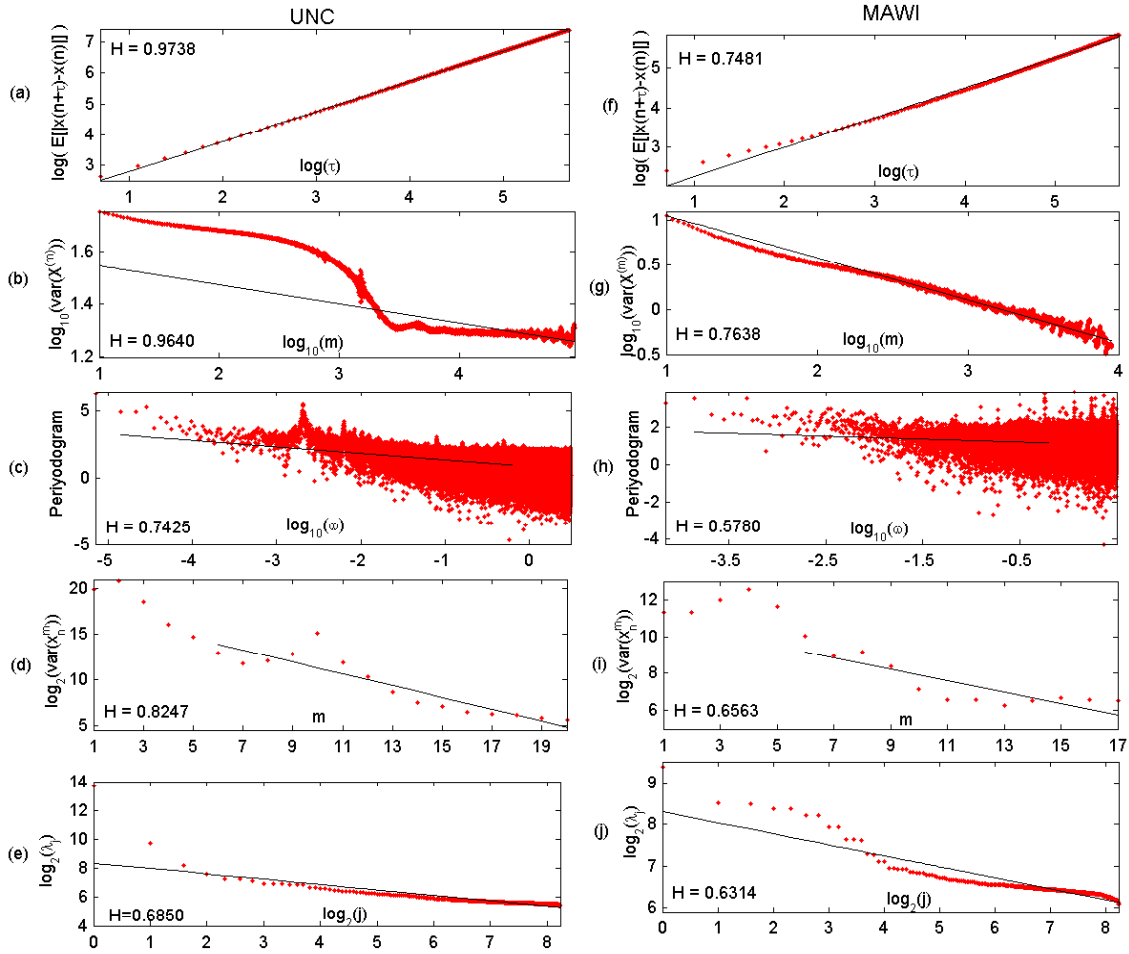
Periyodiklik etkisini gerçek ağ trafiği verilerinde göstermek üzere iki farklı veri kümesi kullanılmıştır. [73]’te de kullanılan birinci veri 13 Nisan 2002’de UNC ile servis sağlayıcısı arasındaki bağlantıdan [74], ikinci veri ise MAWI projesinin trans-pasifik hattında 2006’nın Ocak ayının ilk haftasında kaydedilen verilerden [75] seçilmiştir.

Birinci veride, 2 saatlik verinin 15-dk aralıklı paket sayma süreci analiz edilmiştir. Bu veri için yukarıda anlatılan yöntemlerle elde edilen bağlanım çizimleri Şekil 3.13(a-e)’de (birinci sütun) gösterilmektedir. Kestirilen H parametresi değerleri 0.9738 (HY), 0.9640 (KDY), 0.7425 (PTY), 0.8247 (DTY) ve 0.6850 (TBAY)

şeklindedir. H kestirimlerinde görülen farklılıklar, veride anomali (periyodiklik, yönseme vb. gibi) bulunduğunun işaretidir.

Şekil 3.13-(a)'da HY ile elde edilen bağlanım çizimi verilmektedir. Bu çizimde doğrusallıktan sapma çok az olmasına karşın kestirilen H değeri ağ verilerinde sık gözlenmeyecek şekilde yüksek çıkmıştır ($\hat{H} = 0.9738$). (b)'de verilen KDY bağlanım çizimi ise büyük genlikli salınım yapmakta ve olası bir periyodik bileşen etkisini göstermektedir. Verinin PTY ile elde edilen bağlanım çizimi (c)'de verilmiştir. Periyodogramda, düşük frekans bölgelerinde periyodik bileşenlerden kaynaklanan baskın tepeler gözlenmektedir. (d)'deki DTY ile elde edilen bağlanım çiziminde de belirli ölçeklerde (9-11 arası) sıçramalar ve doğrusallıktan sapmalar söz konusudur. Son olarak (e)'deki TBAY yönteminin bağlanım çiziminde de veri içerisindeki anomaliler küçük indisli özdeğerlerde ortaya çıkmaktadır. Bu gözlemler ile, analiz edilen verinin periyodik bileşen karışımına maruz kaldığı ve H kestirimlerinin doğru yapılamayacağı sonucuna varılabilir.

Yukarıda değinilen kestirimciler MAWI verisine de uygulanmıştır. Bu veri 14:00-14:15 saatleri arasında 10ms'lik trafik verilerinin kümelenmesiyle oluşturulmuş paket sayım sinyali. H kestirim sonuçları ve bağlanım çizimleri Şekil 3.13-(f-j)'de (2.sütun) verilmiştir. UNC verisi ile benzer davranış burada da gözlenmektedir. Parametre değerleri 0.7481 (HY), 0.7638 (KDY), 0.5780 (PTY), 0.6563 (DTY) ve 0.6314 (TBAY) şeklinde kestirilmiştir. Bağlanım eğrilerinde doğrusallıktan sapmalar (en az zaman bölgesi kestirimcileri HY ve KDY'de olmak üzere) gözlenmektedir. Buradaki anomali etkisinin daha düşük olması söz konusu periyodik bileşenlerin UNC verisindekilere göre kısmen daha düşük genlikli ve yüksek frekanslı olmasından kaynaklanmaktadır.



Şekil 3.13: UNC ve MAWI ağ trafik verileri için bağlanım çizimleri [7].

3.3 Model-3: $1/f$ Gürültü + Beyaz Gürültü - $s(t) = x(t) + g(t)$

Çoğu sinyal işleme uygulamasında veri kaydı sırasında kayıtçı cihazlardan ve dış etkenlerden kaynaklanan bozucu etkiler görülmektedir. Bu etkiler genel olarak toplamsal, zamandan bağımsız beyaz gürültü şeklinde ortaya çıkmaktadır. 3. model $1/f$ gürültü ve beyaz gürültünün belirli oranlarda karışımı şeklinde oluşturulmuştur:

$$s(t) = x(t) + g(t) \quad (3.40)$$

Burada $x(t)$ bir $1/f$ gürültü süreci, $g(t)$ ise sıfır ortalamalı ve σ_g^2 değışintili beyaz Gauss gürültüsüdür. Bu modelin ölçülen güç izgesi, “beyaz” gürültünün tüm frekans bölgelerinde aynı güce sahip olması dikkate alındığında,

$$S_s(\omega) \sim \frac{\sigma_x^2}{|\omega|^\gamma} + \sigma_g^2 \quad (3.41)$$

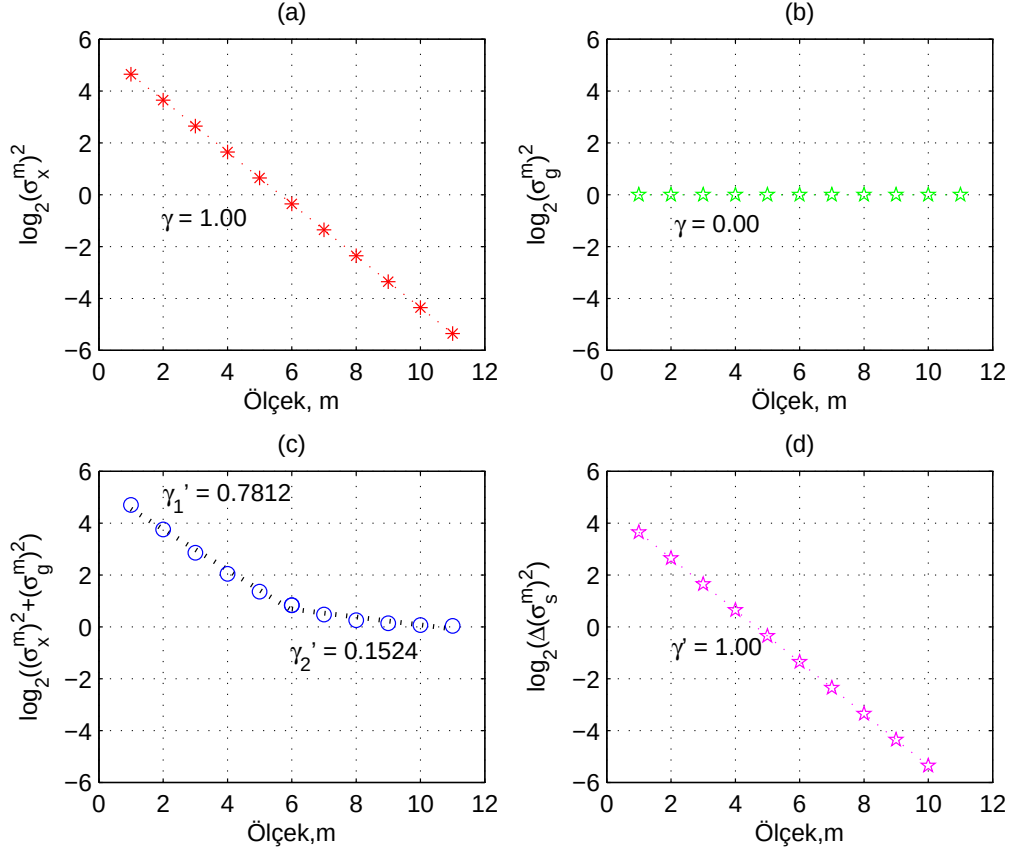
şeklinde yazılır. Bu modelde karşılaşılan temel problem $1/f$ gürültü $x(t)$ 'nin türünü belirten γ ve gürültü karışım oranlarını belirten σ_g^2 ve σ_x^2 parametrelerinin kestirilmesi problemidir.

Beyaz gürültü karışmış sinyallerin analizi saf $1/f$ gürültü için önerilmiş yöntemlerle yapıldığında yanlış kestirimler elde edilir. $1/f$ gürültüye beyaz gürültü karışması durumunda, logaritmik eksenle güç izgesi incelendiğinde, gücün az olduğu yüksek frekans bölgelerinin beyaz gürültüden daha fazla etkilendiği görülür. Beyaz gürültünün etkisinden dolayı güç izgesi logaritmik eksenle frekansla doğrusal olarak değişmez ve yüksek frekanslara gidildikçe doğrusallıktan sapmalar (kırılmalar) gözlenir. Sapmaların büyüklükleri gürültülerin karışım oranları ile ilintilidir. Kırıklık durumu aşağıdaki örnekte açıklanmaktadır. $\gamma = 1$ olan $1/f$ süreç (kırpışma gürültüsü) ile $\gamma = 0$ olan beyaz gürültünün eşit güçte (SNR = 0dB) karıştığı düşünölsün. Veri boyunun 2048 seçildiği bu örnekte beyaz gürültü, kırpışma gürültüsü ve karışım sinyallerinin dalgacık katsayıları değışintilerin ölçeğe göre değışimleri Şekil-3.14 a-b-c'de sırasıyla gösterilmektedir ⁵.

Karışım sinyalinin dalgacık katsayıları değışinti karakteristiği(Şekil 3.14-c) incelendiğinde 6. ölçek civarında doğrusallığı bozan bir kırıklığın oluştuğu görölmektedir. Burada 0.7812 ve 0.1524 olan iki ayrı eğim göze çarpmaktadır. Bu değęerler kestirilmek istenen gerçęek γ 'dan farklıdır.

Beyaz gürültü karışımı altında γ kestirimi için literatürde çeşitli yöntemler önerilmiştir [25–27,49–51,76]. [26] ve [76]'da, σ_x^2 , σ_g^2 ve γ parametreleri (3.41)'deki gürültü izgesi üzerine "en küçük kareler yöntemi" ile uydurma yapılarak kestirilmektedir. Ancak $1/f$ sürecin güç izgesi yüksek frekans bölgelerine doğru hızlı düşüş gösterdiğinden dolayı beyaz gürültü baskın hale gelmekte, γ kestirimi de zorlaşmaktadır. Bu yöntemin dışında, zaman bölgesinde veya dalgacık bölgesinde [25, 49–51] çalışan yaklaşık ve tam "enbüyük olabilirlik kestirimi" yöntemleri bulunmaktadır. Zaman bölgesindeki yöntemler karmaşık ve yavaş çalışan yinelemeli yöntemlerdir. [50]'de dalgacık bölgesinde yinelemeli enbüyük olabilirlik işlemine dayalı bir yöntem anlatılmaktadır. Diğer yöntemlere göre bu yöntemin karmaşıklığı daha azdır. [49]'da

⁵Burada verilen değışinti değęerleri belirlenen eğimde doğru oluşturacak şekilde teorik olarak seçilmişlerdir. Gerçęek veri analizlerinde sınırlı veri boyundan dolayı dalgacık katsayıları değışintileri tam olarak kestirilemediğinden log-ölçek karakteristiği tam değil yaklaşık bir doğru şeklinde karışımıza çıkar.



Şekil 3.14: (a) Kırpışma gürültüsü ($\gamma = 1$), (b) beyaz gürültü ($\gamma = 0$) ve (c) eşit güçte karışım sinyallerinin dalgacık katsayıları değişimlerinin logaritmik ekseninde ölçeğe göre değişimi, (d) Karışım sinyalin dalgacık katsayısı değişimlerinin fark dizisi. (Tüm değişinti değerleri belirlenen eğimde doğru oluşturacak şekilde teorik olarak seçilmiştir.)

[50]'deki yöntemin Haar tabanlı ayrık dalgacık dönüşümü kullanılan geliştirilmiş hali anlatılmaktadır.

Bu tezde, yukarıda anlatılan "kırıklık" probleminin çözümü için toplamsal beyaz gürültü karışmış $1/f$ gürültü analizine yönelik dalgacık tabanlı kısmen basit ve pratik (yineleme gerektirmeyen) bir yöntem önerilmiş ve [9]'da yayınlanmıştır. Önerilen yöntem aşağıdaki bölümde anlatılmaktadır. Daha sonra bu yöntem ile örnek bir GPS verisi artık sinyalinin parametre kestirimi ve modellemesi gerçekleştirilmektedir.

3.3.1 Toplamsal beyaz gürültü etkisi altında dalgacık tabanlı parametre kestirim yöntemi

Dalgacık bölgesinde fark dizisinin oluşturulması işlemine dayanan ve yineleme gerektirmeyen bu yöntem, gürültüsüz durumda çalışan mevcut dalgacık tabanlı analiz yönteminin (DTY) [20, 42, 50] düzenlenmiş halidir.

Analiz edilecek süreç $s(t)$ 'nin, Model-3'te belirtildiği üzere, $1/f$ gürültü $x(t)$ ile beyaz gürültü $g(t)$ 'nin belirli bir oranda toplamsal karışımı olduğu düşünölsün. $s(t)$ 'ye dalgacık dönüşümü uygulanarak her bir ölçekteki dalgacık katsayıları hesaplanır:

$$s_n^m = \int_{-\infty}^{\infty} [x(t) + g(t)]\psi_n^m(t)dt \quad (3.42)$$

Burada n öteleme, m ölçek parametresidir. Beyaz gürültünün $1/f$ gürültüden bağımsız olduğu bilgisi altında, dalgacık katsayıları arasındaki ilişki:

$$s_n^m = x_n^m + g_n^m \quad (3.43)$$

şeklinde olur. Katsayıların değışintileri ise aşağıdaki gibidir:

$$\text{var}(s_n^m) = \text{var}(x_n^m) + \text{var}(g_n^m) \quad (3.44)$$

$$(\sigma_s^m)^2 = (\sigma_x^m)^2 + (\sigma_g^m)^2 \quad (3.45)$$

Beyaz gürültünün dalgacık katsayıları değışintileri $((\sigma_g^m)^2)$ ölçekten bağımsız olup σ_g^2 'ye eşittir [20]:

$$(\sigma_g^m)^2 = \sigma_g^2, \quad \forall m \quad (3.46)$$

$1/f$ gürültünün dalgacık katsayıları değışintileri de güç yasası ilişkisini sağladığından, 3.45'teki eşitlik

$$(\sigma_s^m)^2 = \sigma_x^2 2^{-\gamma m} + \sigma_g^2 \quad (3.47)$$

şeklinde yazılabilir. Burada amaç σ_g^2 , σ_x^2 ve γ sabit değerlerini kestirmektir. İlk (3.47) eşitliğinin ölçek m 'ye göre fark denklemi⁶ yazılarak σ_g^2 eşitlikten çıkartılır:

$$\Delta(\sigma_s^m)^2 = (\sigma_s^m)^2 - (\sigma_s^{m+1})^2 \quad (3.48)$$

$$= \sigma_x^2 2^{-\gamma m} - \sigma_x^2 2^{-\gamma(m+1)} \quad (3.49)$$

$$\Delta(\sigma_s^m)^2 = (1 - 2^{-\gamma}) \sigma_x^2 2^{-\gamma m} \quad (3.50)$$

Yukarıdaki eşitliğin her iki tarafının logaritması alındığında elde edilen doğrudan bilinmeyen σ_x^2 ve γ değerleri en küçük kareler yöntemi ile kestirilir⁷. Elde edilen doğrunun eğimi γ 'ya eşittir. Bu değerler (3.47) denkleminde yerine konularak σ_g^2 de kestirilir.

Yukarıda anlatılan işlemler Şekil-3.14-c'deki örnekte verilen dalgacık katsayıları değışintilerine uygulandığında elde edilen fark dizisi Şekil 3.14-d'de gösterilmektedir. Görüldüğü gibi yeni elde edilen dizinin eğimi kırpışma gürültüsü parametresine eşit şekilde $\gamma = 1$ olmaktadır. Önerilen yöntemin başarımları aşağıda anlatılmaktadır.

3.3.1.1 Benzetim sonuçları

Yukarıda anlatılan yöntemin başarımları yapay veriler üzerinde sınanmıştır. Sınamalarda ilkin SNR değeri -20 dB ile 20 dB arasında 4 dB'lik artımlarla değışen beyaz Gauss gürültüsü karışmış $1/f$ gürültü sinyalleri üretilmiştir. $1/f$ gürültülerin γ değeri 0.5 ile 2 arasında 0.25 artımlarla değıştirilmiş veri boyu $i = 10, 11, \dots, 14$ olmak üzere $N = 2^i$ şeklinde seçilmiştir. Her bir N , SNR ve γ kombinasyonu için $K = 100$ -er adet beyaz gürültü ve $1/f$ gürültü karışım sinyali üretilmiştir. Karışımındaki $1/f$ gürültü dalgacık tabanlı sentezleme yöntemi [20] ile elde edilmiştir. Önerilen yöntem her bir veri kümesine uygulanmış ve parametre kestirimi yapılmıştır. Kestirimlerde [49]'da belirtildiği üzere, Haar dalgacık tabanı seçilmiştir. Başarım ölçütleri olarak kestirimlerin ortalama karekök hatası (OKH)

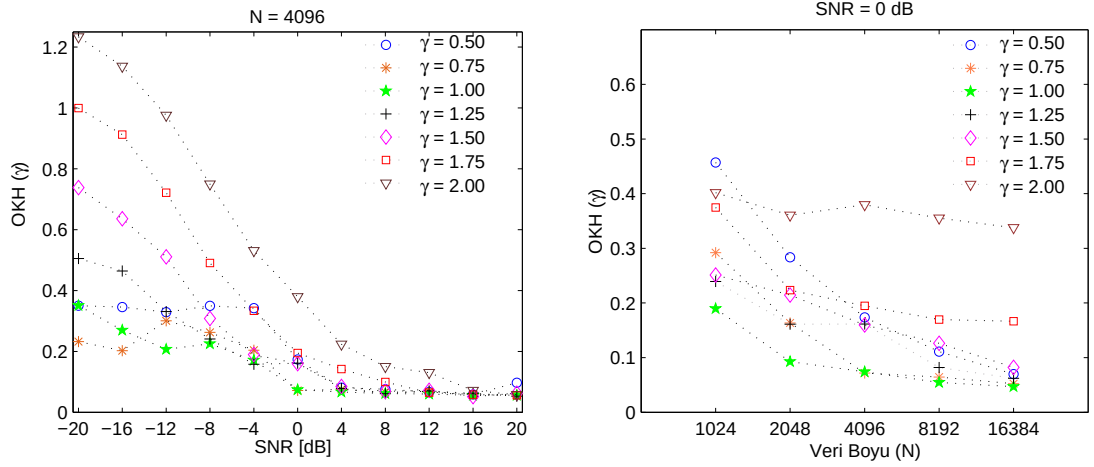
$$OKH = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{j=1}^K (\gamma - \hat{\gamma})^2} \quad (3.51)$$

⁶Bu tezde dalgacık ölçekleri [42]'yi takip ederek düşük frekanslı katsayılar küçük indisli ölçeklerde olacak şekilde sıralanmaktadır. Ölçek sayısı büyüdükçe frekans artmaktadır.

⁷Eğer uydurma hatasının normal dağılımlı olduğu varsayılırsa en küçük kareler yöntemi ile doğru uydurma enbüyük olabilirlikli kestirime denk düşmektedir.

şeklinde hesaplanmıştır. Burada γ teorik, $\hat{\gamma}$ ise kestirilen izgesel üstel parametresidir.

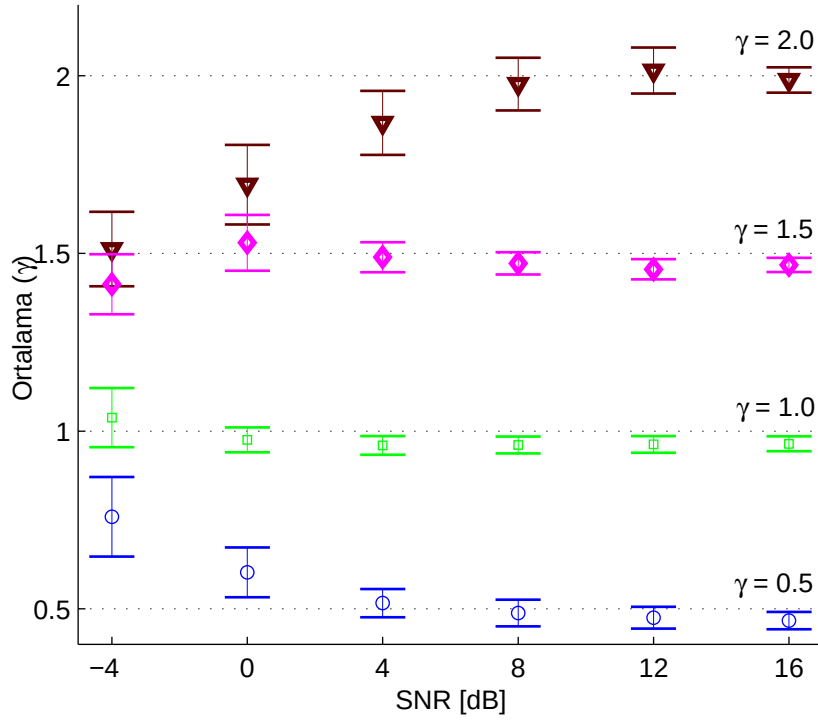
Şekil-3.15-a'da $N = 4096$ sabit uzunluğu için $\hat{\gamma}$ 'nın OKH'nin SNR'a göre değişimi verilmektedir. Yöntemin küçük γ değerleri için ($\gamma \leq 1$) büyüklere oranla daha düşük OKH verdiği gözlenmektedir. Büyük γ değerlerinde ($\gamma \geq 1.5$) $1/f$ sürecin güç izgesi daha yüksek bir eğimle sıfıra yaklaştığından beyaz gürültü etkisi küçük γ 'lı süreçlere göre özellikle yüksek frekans bölgelerinde daha baskın olmakta, bu yüzden kestirim hatası da artmaktadır.



Şekil 3.15: (a) $N = 4096$ sabit uzunluğu için $\hat{\gamma}$ 'nın OKH'lerinin SNR'a göre değişimi, (b) SNR = 0 dB sabit değeri için $\hat{\gamma}$ 'nın OKH'lerinin veri boyu N 'ye göre değişimi.

Kestirim hatalarının veri boyuna bağımlılığı Şeki-3.15-b'de incelenmektedir. Bu şekilde, SNR = 0dB sabit değeri için $\hat{\gamma}$ 'nın OKH'lerinin veri boyu N 'ye göre değişimi verilmektedir. Beklendiği üzere, tüm γ değerleri için veri boyu arttıkça OKH azalmaktadır. Ancak γ büyüdükçe kestirim yönteminin veri boyuna bağımlılığı azalmaktadır. Bu sonuçlar [25, 50]'deki sonuçlar ile uyumluluk gösterir.

Şekil-3.16'da $N = 4096$ sabit uzunluğu için kestirilen $\hat{\gamma}$ değerlerinin SNR'a göre değişimi çizdirilmiştir. Şekilde kestirimlerin ortalamaları ve standart sapmaları (dikey çizgiler) verilmektedir. Düşük SNR'larda, büyük γ 'lı süreçlerin kestirimlerinin gerçek değerden daha düşük, küçük γ 'lı süreçlerin kestirimlerinin ise gerçek değerden daha yüksek olduğu gözlenmiştir. SNR arttıkça kestirimlerin standart sapmaları azalmaktadır. SNR değeri yükseldikçe önerilen yöntem beyaz gürültüsüz durumda dalgacık tabanlı yönteme [50] yakınsar.



Şekil 3.16: $N = 4096$ sabit uzunluğu için kestirilen $\hat{\gamma}$ ortalamalarının ve standart sapmalarının (dikey çizgiler) SNR'a göre değişimi.

3.3.2 Uygulamalar

Analiz edilecek sinyalin $1/f$ gürültü ve beyaz gürültünün karışımı şeklinde olduğu pek çok sinyal işleme uygulaması bulunmaktadır. Bu uygulamaların bazılarında gürültü karakteristiklerinin belirlenmesi kritik öneme sahiptir. Örneğin elektronik cihaz gürültülerinin çeşitli mikroskobik etmenler ve farklı fiziksel mekanizmalar tarafından birbirinden bağımsız şekilde üretilen $1/f$ gürültü ve beyaz gürültünün toplamı şeklinde olduğu gözlenmiştir [51]. Bu iki ayrı sürecin karışım parametrelerinin kestirilmesi söz konusu cihazın kalite ve güvenilirliğinin belirlenmesi bakımından önemlidir.

Yukarıda anlatılan modelin gözlemlendiği bir diğer uygulama alanı ise jeofiziktir. Örneğin GPS (Global Positioning System - Küresel Konumlama Sistemi) zaman serilerindeki gürültünün, beyaz gürültü ve $1/f$ gürültünün belirli oranlarda karışımı ile uygun şekilde modellenbildiği bilinmektedir [26,27,76,77]. GPS gürültü karakteristiklerinin ($1/f$ gürültünün türü (γ) ve gürültülerin karışım oranları (σ_x^2 ve σ_g^2)) belirlenmesi yerin kayma hızının doğru şekilde belirlenmesi açısından son derece önemlidir.

Modele uyan bir diğer örnek toprak altındaki sismik etkinliklerin(volkanik hareketler, depremler vb.) takibi için kaydedilen jeofon sinyalleridir.

Bu verilerin ayrıntıları ve yöntemin uygulaması aşağıdaki bölümde anlatılmaktadır.

3.3.2.1 GPS verisi artık sinyallerinin analizi ve GPS verisi modelleme

GPS konum verileri, belirli bir noktaya yerleştirilen alıcının üç boyutta konumunun, uydulardan aldığı sinyaller yardımıyla bir dayanak noktasına göre ölçülmesi ile elde edilir. Sürekli veri toplayan istasyonların yardımı ile de bu konum bilgilerindeki değişimleri, zamanın işlevi şeklinde incelemek mümkün olmaktadır. Bu veriler genelde yer kabuğu kayma hareketlerinin gözlenmesi ve yerin kayma hızının kestirilmesi amacıyla kullanılmaktadırlar [26, 27]. GPS sinyalinin bir modele uyduğu varsayılır. Bu model doğrusal kayma, yarıyıllık ve yıllık salınımlar, deprem sonrası logaritmik salınım ve bir başlangıç noktası gibi bileşenlerin yanında bir de gürültü bileşeni içermektedir. Model parametrelerinin doğru kestirilmesi verinin uygun modellenmesine, uygun modelleme ise kalıntı sinyalinin (model ile veri arasında kalan fark, modelleme veya gözlem hatası) ne tür bir gürültü olduğunun gürbüz kestirimine bağlıdır. GPS verilerindeki gürültünün, zamandan bağımsız beyaz gürültü ve zamana bağımlı renkli gürültünün birleşimi olduğu varsayılmaktadır [26, 27]. Beyaz gürültü bileşeni ölçüm hatalarından kaynaklanırken, renkli $1/f$ gürültü bileşeni GPS alıcısının konuşlandığı yerin kararsızlığından kaynaklanmaktadır [26].

GPS verileri modellenmeden önce "aykırı verilerin arındırılması" ve "aradeğerleme" ön işlemlerinden geçirilmektedirler. İlk sinyal içerisindeki ölçüm hatalarından kaynaklanan aykırı veriler saptanarak atılır. Daha sonra eksik ölçümlerden kaynaklanan veri boşlukları bir aradeğerleme algoritması [78] yardımı ile yeniden oluşturulur ve veri modellemeye hazır hale getirilir. Ön işlemlerden geçen veriler önceden belirlenmiş, yıllık ve yarı yıllık değişimlerin, deprem sonrası rahatlamanın ve yer kabuğu yer değiştirme hızının betimlendiği matematiksel bir modele oturtularak model parametreleri kestirilmeye çalışılır. N gün uzunluğundaki bir GPS verisi, $y[n]$, aşağıdaki şekilde matematiksel bir modele oturtulur [78]:

$$y[n] = Y_0 + vn + a_1 \sin\left(\frac{2\pi}{T_0}n\right) + a_2 \cos\left(\frac{2\pi}{T_0}n\right) + a_3 \sin\left(\frac{4\pi}{T_0}n\right) + a_4 \cos\left(\frac{4\pi}{T_0}n\right) + \sum_{k=1}^K b_k \mathbb{H}(n - N_k) + c \log(n/\tau) + r[n] \quad (3.52)$$

Burada n gün cinsinden zaman artımları ($n = 1, 2, \dots, N$), T_0 temel periyot ($T_0 = 365$), $\mathbb{H}(\cdot)$ ise Heaviside basamak fonksiyonu olup verinin kaydedilmesi sırasında bir N_k anında meydana gelen yapay (donanım değişiklikleri) veya doğal (deprem) değişiklikleri modellemektedir.

Model parametrelerinin fiziksel karşılıkları kısaca şöyle ifade edilebilir: Y_0 GPS kayıtçısının bulunduğu yerin başlangıç durumu (referans noktasına olan uzaklığı) [mm]; v yer kabuğunun doğrusal kayma hızı [mm/yıl]; a_1 ve a_2 yıllık periyodik değişimlerin genlikleri [mm]; a_3 ve a_4 yarı-yıllık periyodik değişimlerin genlikleri [mm]; (Yıllık ve yarıyıllık değişimler, güneş ve aydan kaynaklanan gel-git (med cezir) olayları, mevsimsel kutup hareketleri, mevsimsel hava değişimleri (yağmur, kar, aşırı sıcaklık, vs.) buzulların hareketleri, yeraltı sularının hareketleri gibi etmenlerden kaynaklanmaktadır [78]); b_k yapay veya doğal dış etkenlerden kaynaklanan sapma genlikleri [mm]; c deprem sonrası logaritmik değişimin genliği [mm]; τ zaman sabitidir.

$r[n]$ uydurulan model ile özgün veri sinyali arasındaki kestirim farkı, GPS kalıntı sinyalıdır (artık gürültü, kestirim hatası). Burada, elde edilen kalıntı sinyalinin gürültü özellikleri incelenerek özbenzeşim parametreleri kestirilmesi hedeflenmektedir.

Yukarıdaki doğrusal model, vektör ve matris biçiminde yazılabilir:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{r} \quad (3.53)$$

$$\mathbf{x} = [Y_0 \quad v \quad a_1 \quad a_2 \quad a_3 \quad a_4 \quad b_k \quad c] \quad (3.54)$$

$\mathbf{A}$ tasarım matrisi, $\mathbf{x}$ model parametreleri vektörü, $\mathbf{r}$ ise ölçüm hataları (kalıntı) vektörüdür. Bu modelleme işleminde mevcut sinyal özetle, $\mathbf{A}$ baz fonksiyonları kümesine uydurulmaya çalışılmaktadır. Model parametreleri ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemi ile kestirilebilir [26, 27, 78]:

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{y} \quad (3.55)$$

$\mathbf{C}$ kalıntı sinyalinin ortak değişinti (covariance) matrisidir. İlk aşamada kalıntı sinyalinin türü tam olarak bilinmediği için kalıntı sinyalinin bağımsız beyaz gürültü olduğu varsayılır. Bu durumda değişinti matrisi köşegenleri gürültünün değişintilerine

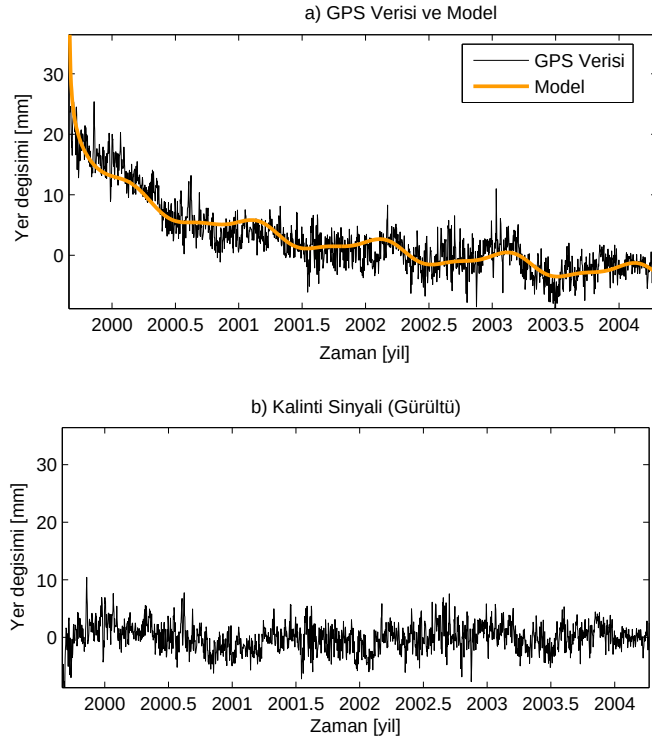
eşit köşegen matristir ($\mathbf{C} = \sigma_g^2 \mathbf{I}$). Sistem parametreleri (model) kestirildikten sonra özgün veriden çıkarılarak kalıntı sinyali elde edilir. GPS verisindeki gürültü bileşenlerinin özelliklerinin kestirimi, veriye daha gerçekçi bir model uydurma açısından oldukça önemli bir konudur. Gürültünün sadece beyaz olduğu varsayımı model parametreleri kestiriminde doğru olmayan sonuçlar doğurabilir [26,27,78].

GPS kalıntı sinyali renkli $1/f$ gürültü $x(t)$ ve beyaz gürültü $g(t)$ 'nin toplamı şeklinde düşünülebilir. Kalıntı sinyalindeki bileşenlerin karışım oranı ve $1/f$ gürültünün özbenzeşim parametresi γ kestirildiği takdirde (3.55) denklemindeki kalıntı sinyali ortak değişinti matrisi $\mathbf{C}$:

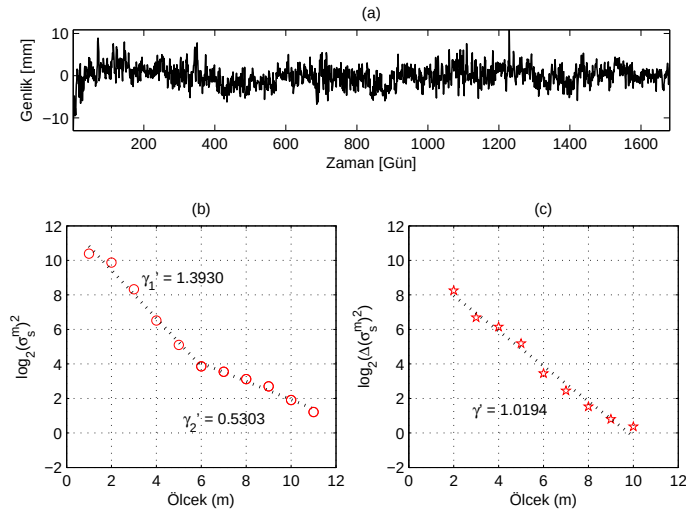
$$\mathbf{C} = \sigma_x^2 \mathbf{R} + \sigma_g^2 \mathbf{I} \quad (3.56)$$

şeklinde güncellenerek model parametreleri tekrar kestirilir. Burada $\mathbf{I}$ birim matris, $\mathbf{R}$, γ parametrelili $1/f$ gürültünün ortak değişinti matrisi, σ_x^2 $1/f$ gürültünün, σ_g^2 ise beyaz gürültünün değişintisidir. $1/f$ ve beyaz gürültülerin ne oranda karıştığını belirlemek için, Bölüm 3.3.1'de önerilen dalgacık tabanlı parametre kestirim yöntemi kullanılabilir. GPS gürültüsünün bileşenlerinin karışım oranları belirlendikten sonra model parametreleri kestirime geri dönmek gerekir. Kalıntı sinyalinin türü belirlendiğinde 3.56 denklemindeki $\mathbf{C}$ ortak değişinti matrisi tekrar oluşturulmalı ve model parametreleri tekrar kestirilmelidir. Bu şekilde daha doğru kestirimlere ulaşılmış olacaktır.

Veri modelleme örneği olarak, Şekil 3.17 (a)'da "TUBI" istasyonunda, 1999 Gölcük Depreminin ardından kaydedilmeye başlanan toplam 1600 günlük GPS zaman serisinin (kuzey-güney bileşeni) ön işlemlerden geçirilmiş hali ve elde edilen model verisi, (b)'de ise model ile veri arasındaki fark olan kalıntı sinyali gösterilmektedir. Elde edilen kalıntı sinyaline yukarıda önerilen yöntem uygulanarak gürültü parametreleri kestirilmiştir. Şekil-3.18(a)'da GPS kalıntı sinyali, (b)'de ise dalgacık katsayıları değişintilerinin logaritmalarının ölçeğe göre değişimi gösterilmektedir. Beyaz gürültü etkisi 6-ıncı ölçekten sonra doğrusallıktan sapmaya, kırıklığa, neden olmaktadır. (3.50)'de verilen fark dizisi alma işlemi uygulandığında oluşan dalgacık katsayıları değişintileri (c)'de çizdirilmiştir. Görüldüğü gibi değerler yaklaşık bir doğru üzerinde dizilmektedir. Doğrunun eğiminden $\gamma = 1.0194$ kestirilmiştir.

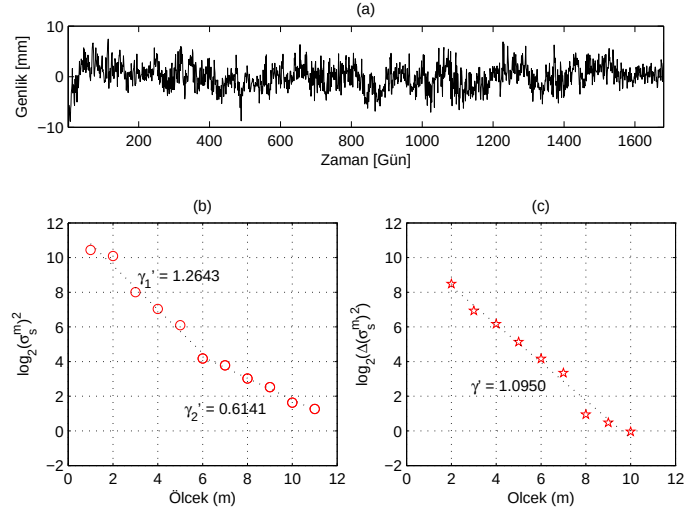


Şekil 3.17: Veri modelleme ve kalıntı sinyali çıkarmı, (a) “TUBI” istasyonunda kaydedilen GPS zaman serisinin kuzey-güney bileşeni ve kestirilen model (Kestirilen model parametreleri: $Y_0=21.95$, $v=-0.42$, $a_1=0.70$, $a_2=-1.24$, $a_3=0.07$, $a_4=0.4$, $c=-5.19$), (b) Kalıntı sinyali.



Şekil 3.18: (a) “TUBI” istasyonu GPS kalıntı sinyali, (b) Kalıntı sinyalinin dalgacık katsayıları deđiřintilerinin ölçeğē göre deđiřimi, (c) Dalgacık katsayıları deđiřintilerinin fark dizisi.

Yukarıdaki veri ile aynı tarihlerde “KANT” istasyonunda kaydedilen diğer bir GPS verisinin kuzey-güney bileşeninin kalıntı sinyali Şekil 3.19(a)’da dalgacık katsayıları değişimleri ise (b)’de örnek olarak verilmektedir. Yine 6-ıncı ölçek civarında gözlenen kırıklık beyaz gürültü karışımına işaret etmektedir. Yukarıda anlatılan fark alma işlemi uygulandığında elde edilen fark dizisi (c)’de gösterilmektedir. Doğrunun eğiminden $1/f$ sinyal bileşeninin parametresi “TUBİ” örneğine yakın şekilde $\gamma = 1.0950$ kestirilmiştir.

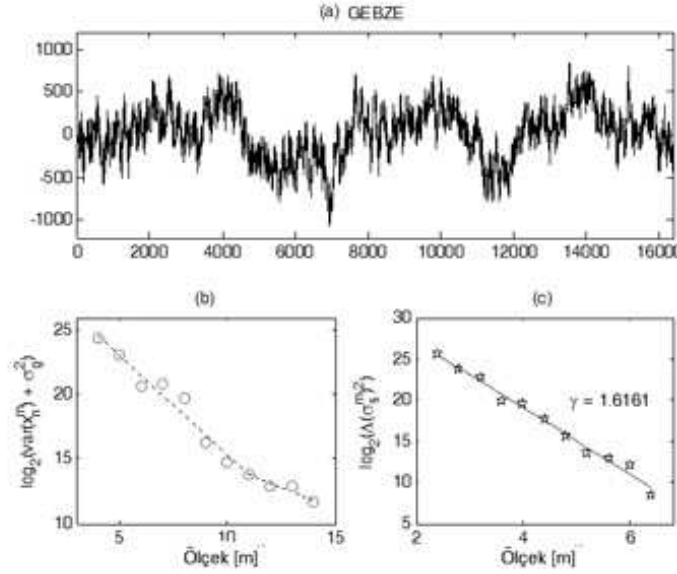


Şekil 3.19: (a) “KANT” istasyonu GPS kalıntı sinyali, (b) Kalıntı sinyalinin dalgacık katsayıları değişimlerinin ölçeğe göre değişimi, (c) Dalgacık katsayıları değişimlerinin fark dizisi.

3.3.2.2 Sismik arkaplan gürültü sinyallerinin analizi

Farklı bölgelerdeki sismik etkinlikleri takip etmek için jeofonlar yardımıyla kaydedilen sismik arkaplan verileri Model-3’e uyan diğer bir örnek olarak gösterilebilirler. Bu veriler okyanuslardan kaynaklanan mikro-sismik etkinlikler, mevsimsel değişimler, kültürel (insan ve sanayi kaynaklı) gürültüler gibi pek çok etmenden etkilenmektedir. Gürültü özelliklerinin belirlenmesi ve gürültü modellenmesi sismik etkinlik takibinde önem kazanır. Bu gürültülerde de GPS gürültüsüne benzer şekilde modellenebilir. Şekil 3.20(a)’da yarım-geşbant alıcılar ile TÜBİTAK-MAM sismometre ağında bulunan GEBZE istasyonunda kaydedilmiş sismik arkaplan gürültü sinyali gösterilmektedir. (b)’de bu sinyalin dalgacık katsayıları değişimleri, (c)’de ise bu değişimlerin fark dizileri çizdirilmiştir. (c)’de 11-inci ölçek civarında oluşan, muhtemelen beyaz gürültü etkisi şeklinde modellenebilecek kırıklık, giderilerek

(d)'deki fark dizilimi elde edilmiştir. Doğrunun eğiminden gürültü parametresi $\gamma = 1.6161$ olarak kestirilmiştir.



Şekil 3.20: GEBZE istasyonunda kaydedilmiş sismik arkaplan gürültü sinyali, (b) (a)'daki sinyalin dalgacık katsayıları değişimleri, (c) Dalgacık katsayıları değişimlerinin fark dizisi.

3.4 Model-4: $1/f$ Gürültü + Beyaz Gürültü + Gerekirci Sinyal - $s(t) = x(t) + g(t) + b(t)$

4. senaryoda analiz edilecek sinyal $1/f$ gürültü, beyaz gürültü ve gerekirci sinyalin belirli oranlarda karışımı şeklinde modellenmektedir:

$$s(t) = x(t) + g(t) + b(t) \quad (3.57)$$

Burada $b(t)$ sinyali belirli bir matematiksel ifadesi olan, ancak önceden bilinmeyen gerekirci bir sinyaldir. $x(t)$ ve $g(t)$ ise modelin istatistiksel bileşenlerini oluşturan $1/f$ gürültü ve beyaz gürültü sinyalleridir. Günlük GPS zaman serileri bu modele uyan örnek olarak verilebilir. Bir önceki modelde anlatıldığı üzere GPS zaman serileri yer hareketlerini modelleyen matematiksel gerekirci bir ifade ile beyaz gürültü ve $1/f$ gürültünün karışımı şeklinde olduğu bilinmektedir.

Bu modelde çözülmesi gereken problemlerden biri gerekirci sinyal bileşeni ile istatistiksel gürültü bileşenlerinin birbirinden ayrılması problemidir. Burada problemin çözümü için gürültü ve sinyal ayrıştırmada etkin şekilde işlev gören Görgül Kip

Ayrışımı (GKA)'nın kullanılması önerilmektedir. Yöntem, ilkin GKA ile sinyalin IMF'lerine (karakteristik bileşenlerine) ayrılmasına ve daha sonra bu IMF'lerden hangilerinin istatistiksel gürültü (genelde yüksek frekanslı salınımlar), hangilerinin ise gerekirci sinyale (çoğunlukla görece alçak frekanslı salınımlar) ait oldukları kararının verilmesine dayanmaktadır. Bu karar verildikten sonra IMF'ler toplanarak sinyal ve gürültü bileşenleri ayrı ayrı elde edilir. Yöntemin avantajı gerekirci sinyal hakkında herhangi bir model varsayımı yapmaksızın otomatik gürültü süzmeye olanak vermesidir. Eğer sinyalin ilgilenilen bileşeni gerekirci sinyal ise bahsedilen yöntem "gürültü süzme" (gürültü bileşenlerinin sinyalden çıkarılarak temizlenmesi), istatistiksel gürültü bileşenleri ise bahsedilen yöntem "yönseme giderme" (periyodik veya doğrusal bileşenlerden arındırma) şeklinde adlandırılır. Kullanım amacına göre yöntem her iki uygulamaya da uygundur.

3.4.1 GKA ile gürültü süzme ve yönseme giderme

Gürültüden arındırılmak istenen sinyal ile gürültü benzer zaman-frekans bölgesini kaplıyorlarsa sinyalin gürültüden ayrılması basit süzgeçleme işlemleri ile tam olarak mümkün olmamaktadır. Bu durumda GKA'nın sinyal-uyarlı ve zamanda yerel çalışan yapısı önem kazanır. GKA'da sinyal IMF'lere ayrıştırılmakta ve bu IMF'lerin toplanması ile tekrar özgün sinyal kayıpsız bir şekilde elde edilebilmektedir. Burada belirlenmesi gereken konu gürültüye (veya sinyale) ait IMF'lerin nasıl seçileceği kararıdır. Eğer yalnızca gürültü durumunda IMF'lerin davranışları bilinirse karar verme kolaylaşır. Bu durumda yöntemin etkin çalışabilmesi için gürültü yapısı hakkında ön varsayım yapılması gerekir.

GKA'nın saf gürültü sinyalleri üzerindeki davranışı bir sonraki bölümde (Bölüm 4) ayrıntılı şekilde incelenmektedir.

Sadece gürültü sinyallerinden elde edilen IMF'lerin değişimlerinin her bir ölçekte nasıl değiştiği, beyaz gürültü ($H = 0.5$) durumu için [79]'da, daha genel olarak farklı H parametrelerine sahip fGn'ler için [58]'de incelenmiştir.

Aşağıda, literatürde var olan yalnızca beyaz gürültü veya yalnızca $1/f$ gürültü süzme algoritmaları anlatılmakta ve bazı uygulamalarda karşılaşılan beyaz + $1/f$ gürültü olması durumunda gürültü süzme algoritması önerilmektedir. Yöntem yapay ve gerçek veriler üzerinde sınanarak sonuçlar verilmiştir. Bu çalışma [13]'te sunulmuştur.

İlkin her ölçekteki IMF'lerin değışintilerinin logaritmaları çizdirilerek bir kip karakteristiđi⁸ oluşturulur. fGn süreçlerin kip karakteristikleri H parametresi ile ilintili olarak $k \geq 2$ için aşğıdaki modele uymaktadır [57, 58]:

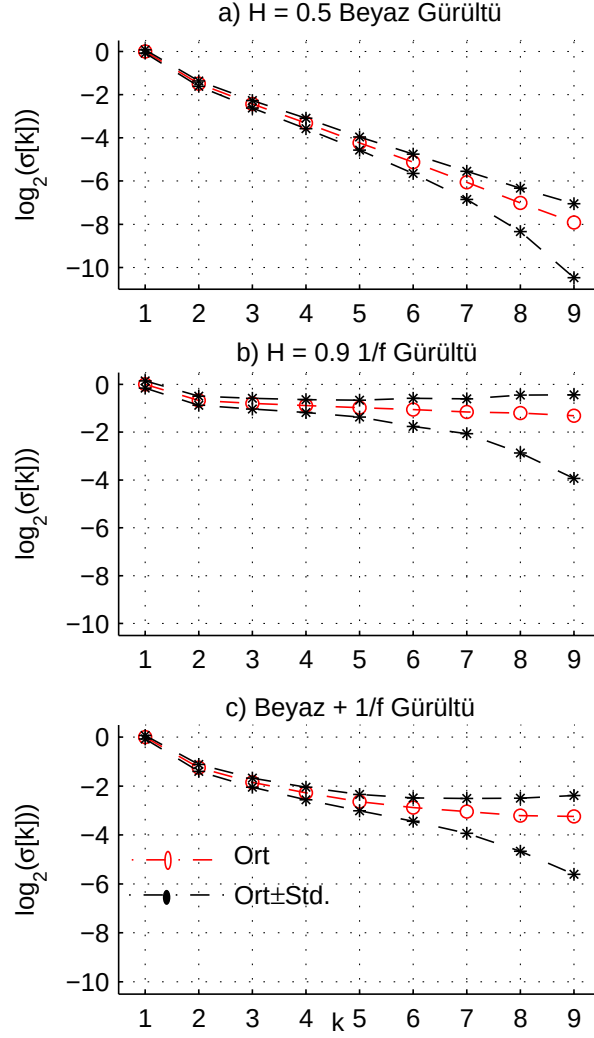
$$\sigma_H^2[k] = C \rho_H^{2(H-1)k} \quad (3.58)$$

Burada IMF değışintileri ($\sigma_H^2[k]$) IMF numaralarının (k) üstel bir fonksiyonu şeklinde karřımıza çıkar. Bu eşitlikte ρ_H yaklaşık 2'dir [58].

Bazı durumlarda sinyal üzerindeki gürültü, beyaz ve $1/f$ gürültünün belirli oranlarda karışımı şeklinde karřımıza çıkmaktadır. Örneđin, GPS konum verisi gürültüleri beyaz gürültü ve kırpışma gürültülerinin toplamı şeklindedir [9, 12, 27]. Bu çalışmada yukarıdaki kip karakteristiklerine ek olarak, beyaz gürültü ve $H = 0.9$ olan $1/f$ gürültünün toplamı durumunda IMF'ler incelenmiş ve kip karakteristikleri benzetimler ile elde edilmiştir (Şekil 3.21-(c)). $H = 0.5$ olan beyaz gürültü ve $H = 0.9$ olan $1/f$ gürültü sinyalleri 1000'er kez üretilerek GKA analizleri gerçekleştirilmiş ve IMF değışintileri hesaplanmıştır. Hesaplanan IMF değışintilerin ortalama değeri, ve $\pm$ standart sapma değeri Şekil 3.21 (a) ve (b)'de verilmektedir. Bu kip karakteristikleri [58] ve [79]'daki sonuçlarla uyumludur. Elde edilen kip karakteristikleri dayanak alınarak gürültü süzme veya yönseme giderme işlemleri gerçekleştirilebilir.

IMF değışintilerin ortalama $\pm$ standart sapma değeri gürültü eşik seviyeleri olarak seçilmiştir. Gürültülü sinyalin kip karakteristiđi elde edildikten sonra eşik seviyelerin dışında kalan değeri (enerjisi eşik seviyelerinden büyük IMF'ler) sinyale ait bileşenler olarak belirlenir. Bu IMF'ler toplanarak gürültüden arındırılmış sinyal elde edilmektedir. Aynı şekilde, geriye kalan IMF'ler de toplanarak arka plan gürültüsü elde edilebilir. Yapay ve gerçek GPS sinyallerinin analizi bir sonraki bölümde sunulmaktadır.

⁸IMF değışintilerinin (enerjilerinin) logaritmasının IMF numarasına (yada IMF ortalama periyoduna, ölçeđe) göre değışimi kip karakteristiđi olarak tanımlanmıştır.



Şekil 3.21: Gürültülerin kip karakteristikleri (Kip karakteristikleri 1-inci ölçeğin değışintisi $\sigma[1] = 1$ olacak şekilde düzgelenmiş ve aynı seviyelere çekilmişlerdir); (a) Beyaz gürültü ($H = 0.5$), (b) $1/f$ gürültü ($H = 0.9$), (c) Beyaz + $1/f$ Gürültü.

3.4.1.1 GPS konum verileri

GPS konum verileri (zaman serileri) yer kabuğu kayma hareketlerinin incelenmesi ve kayma hızının kestirilmesi amacıyla kullanılmaktadırlar [26, 27]. GPS konum verilerinin bir modele uyduğu varsayılır. Bu model doğrusal kayma, yarıyıllık ve yıllık salınımlar, deprem sonrası logaritmik salınım ve bir başlangıç noktası (offset) gibi bileşenlerin yanında bir de gürültü bileşeni içermektedir. Bu gürültünün beyaz ve renkli gürültünün karışımı olduğu bilinmektedir [12, 26, 27]. Eğer GPS sinyallerine modellenmeden önce GKA analizi yapılabilirse, uyarlamalı bir şekilde model tekrar

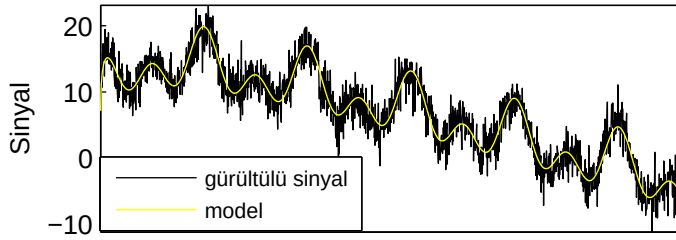
düzenlenip daha gürbüz sonuçlar elde edilebilir. Ayrıca gürültüden arındırılan sinyal için yeni modelleme imkanı ortaya çıkmaktadır.

3.4.1.2 GKA ile yapay GPS konum verisi analizi

GPS konum verisinin doğrusal kayma, yarıyıllık ve yıllık salınımlar, deprem sonrası logaritmik salınım ve bir başlangıç noktası şeklinde olduğu varsayılın:

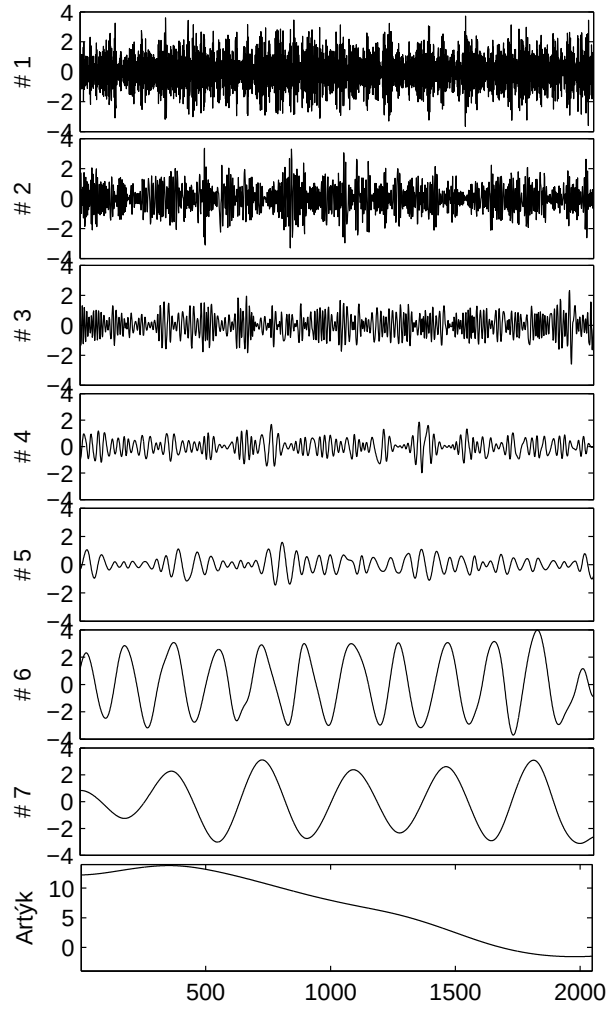
$$y[n] = Y_0 + vn + a_1 \cos\left(\frac{2\pi}{T_0}n\right) + a_2 \cos\left(\frac{4\pi}{T_0}n\right) + c \log(n/\tau) + r[n] \quad (3.59)$$

Burada n gün cinsinden zaman artımları ($n = 1, 2, \dots, N$), T_0 temel periyottur ($T_0 = 365$). $r[n]$ gürültü sinyalidir. Y_0 , GPS kayıtçısının bulunduğu yerin başlangıç durumu (dayanak noktasına olan uzaklığı) [mm]; v , yer kabuğunun doğrusal kayma hızı [mm/yıl]; a_1 ve a_2 , yıllık ve yarı yıllık periyodik değişimlerin genlikleri [mm]; b ise logaritmik salınımın genliğidir [mm]. $N = 2048$ gün uzunluğundaki yapay veri oluşturulurken model parametreleri; “ $Y_0 = 10, v = 5, a_1 = 2, a_2 = 2, b = 2$ ” şeklinde seçilmiştir. Modelin üzerine SNR = 5dB olacak şekilde, eşit oranda karışmış beyaz gürültü ve Hurst parametresi $H = 0.9$ olan $1/f$ gürültü eklenmiştir. Üretilen yapay GPS konum verisi aşağıdaki Şekil 3.22’de, elde edilen IMF’ler ise Şekil 3.23’te gösterilmektedir.

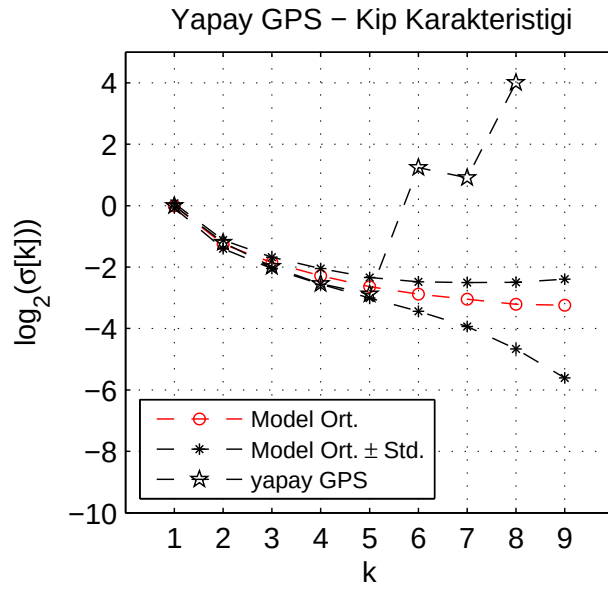


Şekil 3.22: Yapay GPS konum verisi.

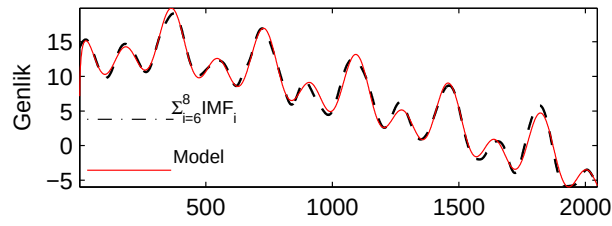
Şekil 3.24’te yapay verinin kip karakteristikleri Şekil 3.21-(c)’deki gürültü kip karakteristikleri ile karşılaştırılmaktadır. Görüldüğü gibi 6-ıncı, 7-inci ve 8-inci ölçeklerdeki IMF’lerin değışintileri gürültü seviyesi sınırlarının üzerindedir. Bu IMF’lerin toplanması ile elde edilen gürültüsüz sinyal ve özgün sinyal modeli Şekil 3.25’te gösterilmektedir. Görüldüğü gibi özgün sinyal gürültüden ayrıştırılmıştır.



Şekil 3.23: Yapay GPS konum verisi IMF'leri.



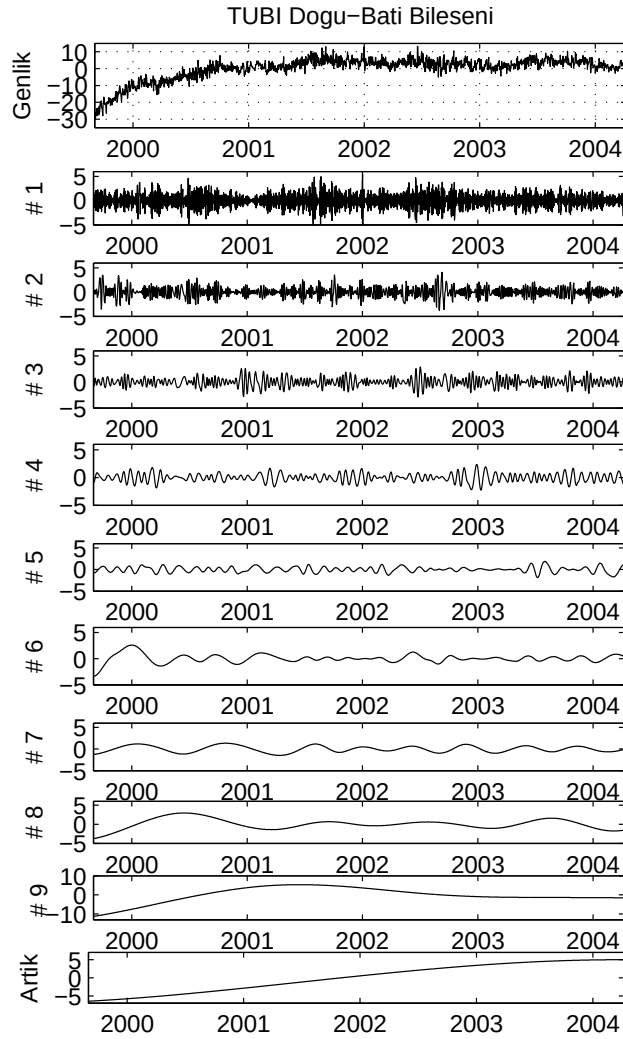
Şekil 3.24: Yapay GPS konum verisi kip karakteristikleri.



Şekil 3.25: Gürültüden arındırılmış sinyal ve özgün sinyal (model).

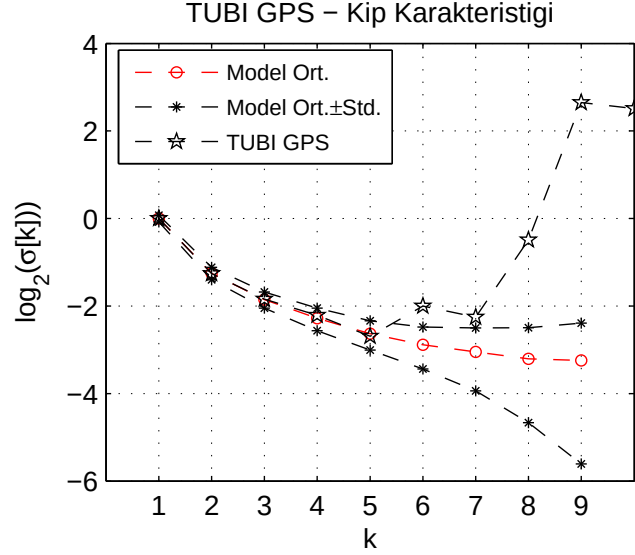
3.4.1.3 GKA ile gerçek GPS verisinden gürültü süzme

Yukarıda anlatılan yöntem “TUBİ” istasyonunda kaydedilen gerçek GPS konum verisinin doğu-batı bileşeni üzerine uygulanmıştır. Veri ve elde edilen IMF’ler Şekil 3.26’da gösterilmektedir.

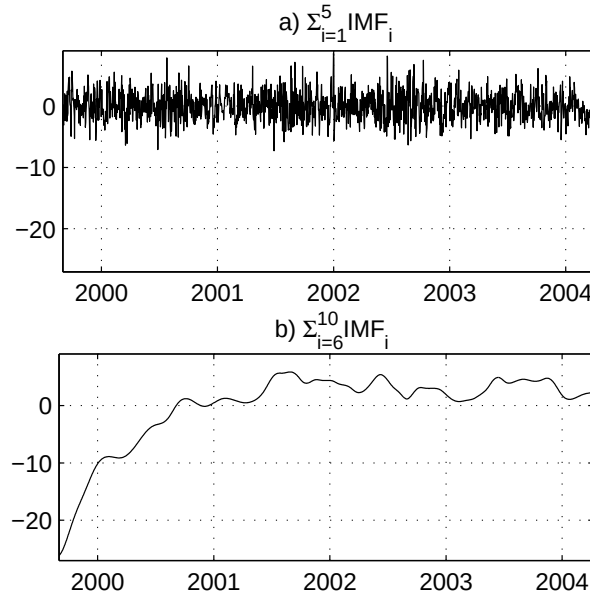


Şekil 3.26: TUBİ doğu-batı GPS konum verisi ve GKA analizi (IMF’ler).

Şekil 3.27’de yukarıdaki gerçek GPS konum verisi için elde edilen kip karakteristiği Şekil 3.21-(c)’deki gürültü kip karakteristikleri ile karşılaştırılmaktadır. Bu grafiğe göre ilk 5 IMF gürültü, son 5 IMF yönseme ve diğer bileşenler olacaktır. Ayrıştırılan sinyaller Şekil 3.28’de verilmektedir.



Şekil 3.27: TUBİ GPS konum verisinin kip karakteristiği.



Şekil 3.28: TUBİ GPS konum verisinin (a) gürültü, (b) yönseme bileşenleri.

Burada sadece beyaz gürültü ve $H = 0.9$ olan $1/f$ gürültü karışımı örneği dikkate alınmıştır. Kip karakteristikleri diğer gürültü türleri için de çıkarılarak yöntem geliştirilmelidir. Gürültü süzme yöntemi, Bölüm 4’te anlatılan gürültü IMF’lerinin

sıfır geiř karakteristikleri dikkate alınarak yapılması durumunda daha gürbüz sonuçlar vereceęi öngörülmektedir.

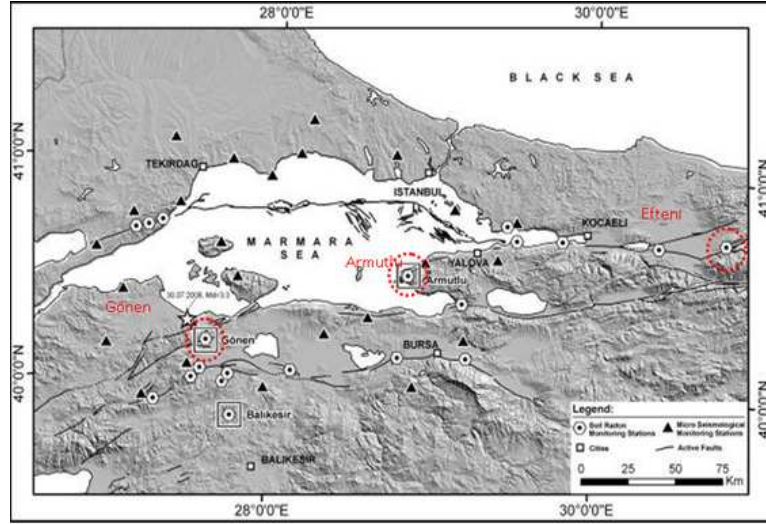
3.4.2 Uygulama: toprak radon gazı verilerinin GKA analizi

Gürültü ile sinyal bileřenlerinin ayrı ayrı ele alınıp incelenebileceęi bir dięer uygulama deprem arařtırmalarında kullanılan toprak radon gazı verilerinde gösterilebilir. Toprak radon gazı verileri 2002 yılından itibaren TÜBİTAK-MAM Yer ve Deniz Bilimleri Enstitüsü tarafından kaydedilerek gözlenmekte ve depremler ile radon gazı hareketleri iliřkilendirilmeye alıřılmaktadır [80]. Kesin olmamakla birlikte radon gazı seviyesindeki artıřın deprem zamanları ile ilintili olduęu düşünölmektedir [80].

Radon gazı seviyelerindeki deęiřimleri doğrudan verinin kendisinden gözlemek yerine farklı frekanslardaki bileřenlerine ayrıştırarak gözlemek bazı olası anomalilerin belirlenmesinde yardımcı olabilir. GKA analizinin, yerel deęiřimlerin sıklıkla gözlendięi, duraęan olmayan radon gazı ölçüm sinyallerinin analizine uygun bir yöntem olabileceęi öngörülmektedir. Bu amaçla ařaęıda eřitli istasyonlarda kaydedilen toprak radon gazı ıkıř verilerinin GKA analizi verilmektedir. Burada amaç sismik etkinlikler sırasında kaydedilen toprak radon gazı verilerini GKA ile yüksek frekans (gürültü) ve düşük frekans (mevsimsel deęiřimler, yüksek genlikli ani deęiřimler ve yönseme) bölgelerine ayırarak sismik hareketlere iliřkin olası anomalileri gözlemlemektir.

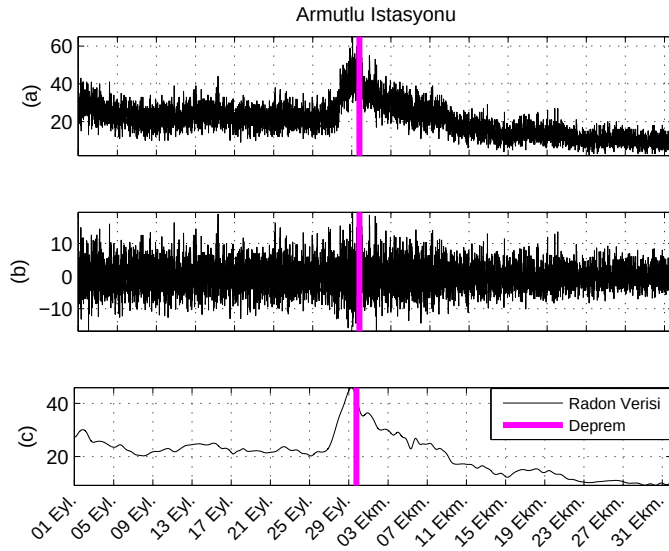
Marmara bölgesindeki toprak radon gazı ıkıřı ölçüm istasyonları řekil 3.29'daki haritada verilmektedir. Bu veriler, silikon algılayıcılar üzerine arpan, radyoaktif radon gazından ayrılan alfa paracıklarının 15 dk'lık aralıklarda sayılması ile elde edilmektedir. Veriler bir merkeze aktarılarak arřıvlenmekte ve daha sonra analiz edilmektedirler. Ařaęıda, Armutlu, Gönen ve Efteni (Düzce) istasyonlarında kaydedilen veriler örnek olarak incelenmiřtir.

Bilindięi gibi toprak radon gazı ıkıřındaki deęiřim ölçüm istasyonu evresinde meydana gelen sismik olaylardan etkilenmektedir [80, 81]. Gez ıkıřı, ölçüm istasyonuna 100 km'den daha az uzaklıklarda oluřan ve genlięi $M > 4$ olan depremlerin öncesinde genlikte artıř řeklinde bir anomali göstermektedir [81]. Bu bölümde anomalileri gözlemek için üç ayrı istasyonda sismik etkinlikler öncesinde, sırasında ve sonrasında kaydedilen radon gazı ıkıř verileri analiz edilmektedir.



Şekil 3.29: Marmara Radon istasyonları (Armutlu, Gönen ve Efteni (Düzce) istasyonları işaretlenmiştir).

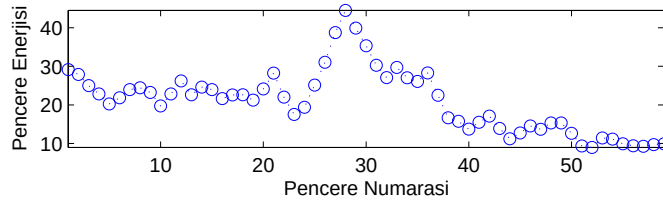
Şekil 3.30(a)'da 1 Eylül - 31 Ekim 2004 tarihleri arasında kaydedilen toprak radon gazı çıkışı verisi gösterilmektedir. 29 Eylül 2004 günü saat 18:42'de bu istasyona yaklaşık 50 km mesafede M=4.0 büyüklüğünde bir deprem meydana gelmiştir. Depremi oluş anı şekil üzerinde dikey kalın çizgi ile gösterilmiştir.



Şekil 3.30: (a) 1 Eylül - 31 Ekim 2004 tarihleri arasında kaydedilen toprak radon gazı çıkışı verisi, (b) Yüksek frekanslı bileşen (ilk 6 IMF toplamı), (c) Düşük frekanslı bileşen (son 6 IMF toplamı).

[81]'de belirtildiği üzere deprem öncesinde radon seviyelerinde bir artış gözlenmektedir. Bu anomalileri daha yakından takip edebilmek için veri GKA ile yüksek ve alçak frekanslı bileşenlerine ayrılarak gözlenmiştir. 12 IMF'ye ayrılan

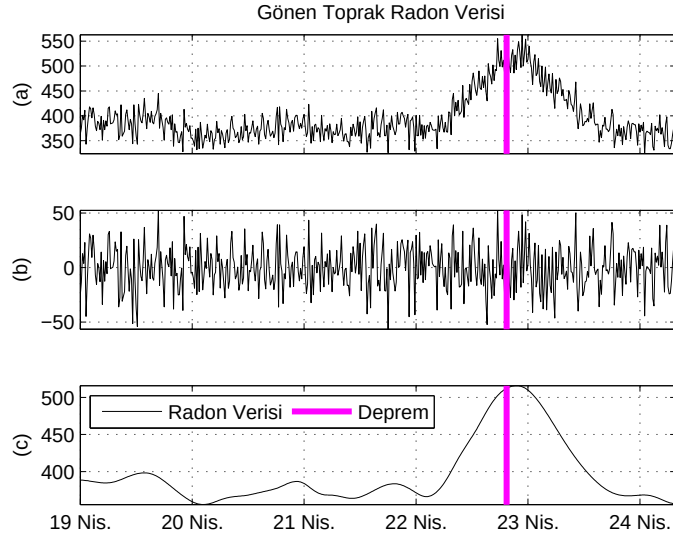
verinin ilk 6 ve son 6 IMF'lerinin toplamı Şekil 3.30 (b) ve (c)'de verilmektedir. Düşük frekanslı bileşen yerel ortalama sinyal olarak düşünülebilir. Deprem öncesi seviyedeki yükselme yerel ortalama (Şekil 3.30(c)) açıkça görülmektedir. Deprem olduktan sonra yerel ortalama tekrar baz seviyeye inmektedir. Yüksek frekanslı bileşenin 1 gün örtüşmeli 2-günlük kayan pencereler ile kesilen parçalarının kısa zamanlı enerjileri (Şekil 3.31) de depremden hemen önce artmakta ve deprem sonrasında tekrar eski haline gelmektedir.



Şekil 3.31: Yüksek frekanslı bileşenin 1 gün örtüşmeli 2-günlük kayan pencereler ile kesilen parçalarının kısa zamanlı enerjileri.

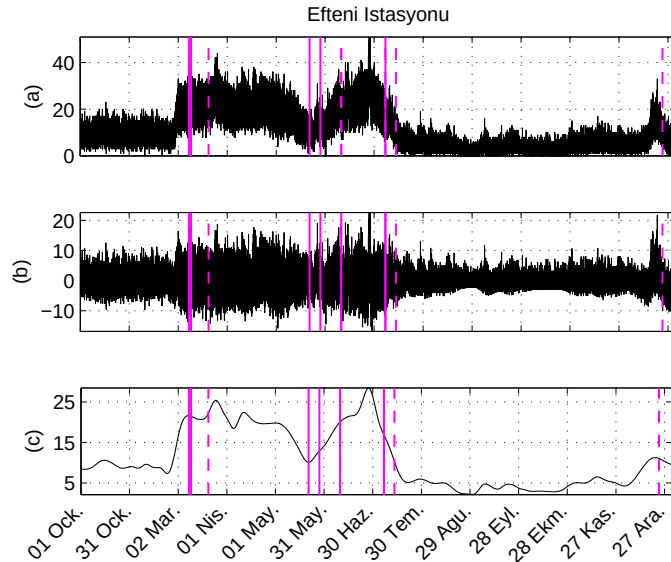
Bir sonraki örnekte Şekil 3.32(a)'da Gönen istasyonunda 19 Nisan - 25 Nisan 2009 tarihleri arasında kaydedilen toprak radon gazı analizleri verilmektedir. Veri toplama aşamasında istasyona yakın bir mesafede (<20 km) 22 Nisan 2009 saat 19:24'te $M=2.7$ olan bir deprem meydana gelmiştir (Yine şekil üzerinde dikey kalın çizgi ile gösterilmektedir). Deprem büyüklüğü görece küçük olmasına karşın istasyona yakın olmasından dolayı radon çıkışına etki edebileceği düşünülmektedir. Veri GKA ile 8 IMF'ye ayrılmış, ilk 4 IMF'den elde edilen yüksek frekanslı bileşen ve son 4 IMF'den elde edilen düşük frekanslı bileşen Şekil 3.32 (b) ve (c)'deki gibi elde edilmiştir. Yüksek frekanslı bileşenin genliğinde belirgin bir değişim gözlenmezken alçak frekanslı bileşenin genliği depremin yaklaşık 12 saat öncesi ve 12 saat sonrasında baz seviyede olacak şekilde hızlı artış-düşüş vermektedir.

Son örnekte tüm 2003 yılında Efteni (Düzce) istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı çıkış verilerinin analizi yapılmaktadır. Şekil 3.33 (a)'da toprak radon gazı çıkış sinyali, (b)'de GKA ile elde edilen yüksek frekanslı ve (c)'de düşük frekanslı bileşenler verilmektedir. Düşük frekanslı bileşenlerin kısa zamanlı enerjileri Şekil 3.34'te verilmektedir. Veri kaydı süresince çevrede meydana gelen depremler yine aynı şekil üzerinde dikey çizgiler ile işaretlenmiştir (60 km'den daha yakındaki depremler

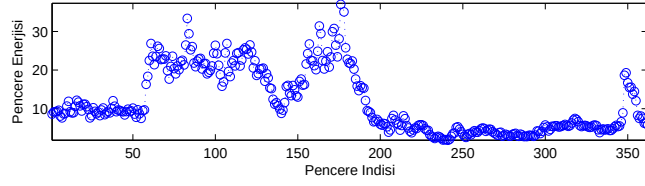


Şekil 3.32: (a) 19 Nisan - 25 Nisan 2009 tarihleri arasında kaydedilen toprak radon gazı çıkışı verisi ve 22 Nisan 2009 saat 19:24'te $M=2.7$ olan deprem, (b) Yüksek frekanslı bileşen (ilk 4 IMF toplamı), (c) Düşük frekanslı bileşen (son 4 IMF toplamı).

kesiksiz çizgiler ile, daha uzaktaki depremler kesikli çizgiler ile belirtilmiştir). Bu depremlerin tarihleri, genlikleri ve Efteni radon istasyonuna olan uzaklıkları aşağıdaki Çizelge 3.1'de verilmektedir. Bu depremlerin yanı sıra istasyon yakınlarında küçük genlikli pek çok deprem meydana gelmiştir.



Şekil 3.33: (a) 2003 yılında Efteni (Düzce) istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı çıkış verileri ve meydana gelen depremler, (b) Yüksek frekanslı bileşen, (c) Düşük frekanslı bileşen.



Şekil 3.34: Efteni verisi yüksek frekanslı bileşenin 1 gün örtüşmeli 2-günlük kayan pencereler ile kesilen parçalarının kısa zamanlı enerjileri.

Çizelge 3.1: 2003 yılında oluşan deprem zamanları, büyüklükleri ve yerleri.

Tarih	Büyükölük	Yer ve İstasyona Uzaklık
08.03.2003, 13:18	4.0	Akyazı, Adapazarı (50km)
09.03.2003, 21:01	4.1	Akyazı, Adapazarı (50km)
20.03.2003, 14:25	4.5	Orhaneli, Bursa (50km)
21.05.2003, 11:21	4.5	Gölyaka, Düzce (15km)
28.05.2003, 02:25	4.0	Gümüşova, Düzce (15km)
09.06.2003, 20:44	5.1	Bandırma, Balıkesir (>200km)
09.06.2003, 20:47	4.1	Bandırma, Balıkesir (>200km)
06.07.2003, 22:10	5.3	Saroz Korfezi (d>200km)
06.07.2003, 23:10	4.9	Saroz Korfezi (d>200km)
13.07.2003, 08:09	4.0	Marmara Denizi (d>200km)
23.12.2003, 14:23	4.8	Keleş, Bursa (d>140km)

Efteni verisinin düşük frekanslı bileşeni (yerel ortalama) incelendiğinde ilk iki deprem öncesinde radon seviyelerinde bir artış gözlenmektedir. Sismik olarak yoğun Mart-Temmuz ayları arasında taban seviyesi Mart öncesi ve Temmuz sonrası değerlere göre daha yüksek seyretmektedir. Yüksek frekanslı bileşenin 1 gün örtüşmeli 2-günlük kayan pencereler ile kesilen parçalarının kısa zamanlı enerjileri de sismik periyotta diğer zamanlara göre daha yüksek değerler almaktadır (Şekil 3.34). Veri üzerinde gösterilen son deprem (23.12.2003, 14:23, M=4.8, d>140 km) de yine düşük ve yüksek frekanslı bileşenlerde ani seviye değişimine neden olmuştur.

3.5 Model-5: $1/f$ Gürültü + Sözde Periyodik Bileşen - $s(t) = x(t) + c(t)$

Periyodik olmadığı halde çevrimsel yapıya sahip pek çok sinyal bulunmaktadır. Bu yapı sözde periyodiklikle ifade edilmektedir. Sinyalin genlik, periyot ve fazı zamanın işlevi şeklinde değişiklik gösterirken genel örüntü çevrimselliği koruyacak şekilde oluşmaktadır. Meteorolojik veriler (örneğin günlük sıcaklık ve basınç değişimleri), ötümlü konuşma sesi sinyalleri, EKG (ElektroKardioGram) verileri, akustik müzik

sinyalleri, vb. sözde periyodik sinyallere örnek olarak verilebilir. Bu veriler çoğu zaman, sözde periyodik bileşenin yanı sıra gürültü bileşenleri de içermektedir.

Son senaryoda ilgilenilen sinyalin $1/f$ gürültü $x(t)$ ile sözde periyodik sinyal $c(t)$ 'nin toplamı şeklinde olduğu varsayılmaktadır:

$$s(t) = x(t) + c(t) \quad (3.60)$$

Bu modeldeki problemlerden biri sözde periyodik sinyalin sezimi ve gürültüden arındırılması problemidir. Aşağıda anlatılan uygulamada ise sözde periyodik sinyal istenmeyen bileşen olup sinyalden çıkarılması hedeflenmektedir. Bir önceki modelde olduğu gibi bu modelde de, yerel çalışması, sinyal-uyumlu olması ve basit yapısıyla GKA doğal çözüm şeklinde karşımıza çıkmaktadır.

3.5.1 GKA ile sözde periyodik bileşenin ortadan kaldırılması

Burada (3.60) denklemindeki modele uyan verilerden sözde periyodik bileşenin çıkarılarak artık sinyalin elde edilmesi hedeflenmektedir. Sözde periyodik bileşenlerin bulunması ve veriden çıkarılması, GKA ile etkin bir şekilde gerçekleştirilebilir. Bilindiği gibi GKA durağanlık gerektirmemekte, yerel çalışmakta ve veriyi fiziksel olarak anlamlı bileşenlere ayırmaktadır [56]. Bu özelliği ile jeofizik verilerinin analizlerinde önemli uygulamaları bulunmaktadır. Önemli nokta, sinyal IMF'leri elde edildikten sonra sözde periyodik bileşenin hangi IMF'lerde ortaya çıktığının belirlenmesidir. GKA ile bileşen ayrıştırmada gürültü veya kesiklik gibi sebeplerden dolayı kip karışması oluşabilmektedir. Bu durumlarda tek bir kipte ortaya çıkması gereken bileşen 1 den fazla kipe bölünebilir. Bu sorunu ortadan kaldırmak için çeşitli yöntemler önerilmektedir. Örneğin veriye çok düşük miktarlarda beyaz gürültü ekleyerek elde edilen kiplerin ortalamalarının alınması ile kip karışımı sorunu ortadan kaldırılabilir. Bu yöntem toplamsal GKA (TGKA) olarak bilinmektedir [82].

3.5.2 Uygulama: toprak radon gazı çıkış verilerinden atmosferik etkilerin giderilmesi

Bu bölümde anlatılan çalışma [14]'te yayınlanmıştır.

3.5.3 Toprak radon gazı ve atmosferik etkiler

Toprak radon gazı ile sismik hareketler arasındaki olası bağlantıların ortaya çıkarılması amacı ile toprak radon gazı ölçümleri TÜBİTAK-MAM Yer ve Deniz Bilimleri Enstitüsü tarafından 10 yıla yakın bir süredir yapılmaktadır [80]. Uzun dönemli veri analizleri sonucunda toprak radon gazı çıkışının sismik hareketlerin yanı sıra atmosferik etmenlerden (sıcaklık, yağış, basınç, vb.) de etkilendiği ortaya çıkmıştır. Bu etmenler faydalı bilgileri maskeleyebilecek şekilde baskın olabilirler. Etkilerin ortadan kaldırılması sismik hareketler ile toprak radon gazı çıkışı arasındaki ilişkinin daha sağlıklı şekilde gözlenmesini sağlayacaktır.

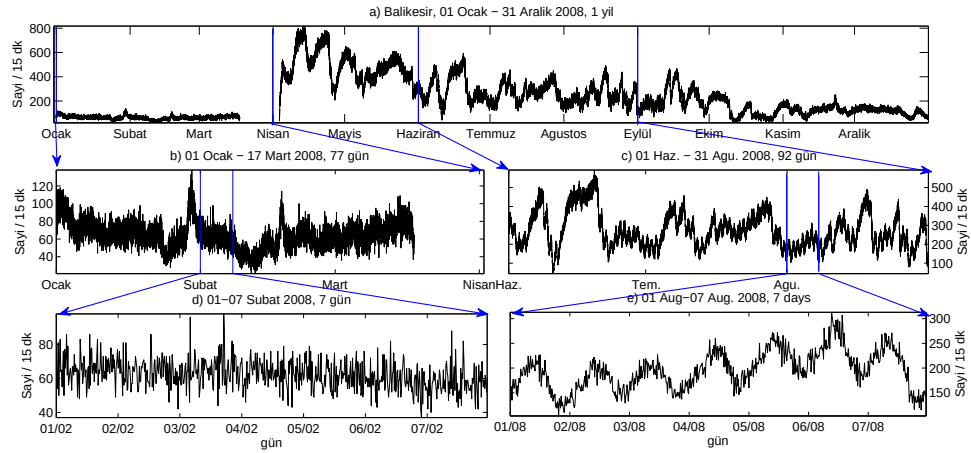
Atmosferik etkiler genellikle günlük sözde periyodik bileşenler şeklinde oluşmaktadır. Bu bölümde, radon verilerindeki mevcut sözde periyodik bileşenlerin belirlenmesi ve ortadan kaldırılması amacıyla toplamsal GKA yönteminin kullanılması anlatılmaktadır. Yöntem Balıkesir ve Gönen istasyonlarında kaydedilen verilere uygulanıp sonuçlar sunulmaktadır.

Radon (Rn^{222}) doğal radyoaktif bir gaz olup uranyumun (U^{238}) bozunması sürecinde ortaya çıkmaktadır. Dünya yüzeyinde hemen her noktada radon gazı çıkışına rastlanır. Bazı çalışmalar radon gazı çıkışında deprem öncesi veya volkanik etkinlik öncesi bazı anomalilerin ortaya çıktığını belirtmektedir [80, 83–94]. Fakat diğer yandan bu veriler meteorolojik değişimlerden de yüksek oranda etkilenmektedir [95, 96]. Bu meteorolojik etkiler, sıcaklığın, basıncın ve yağışın dönemsel değişimleri ile sözde periyodik bileşenler şeklinde ortaya çıkmaktadırlar [96–101]. Bu etkenlerin içerisinde sıcaklık daha ön planda olup toplanan verinin sözde periyodik olmasına sebep vermektedir. Veri analizlerimizde radon verilerinde özellikle yaz aylarında günlük salınımların söz konusu olduğu görülmüştür. Yaz döneminde topraktaki çatlakların artması ile sıcaklığın etkisinin toprağın derinliklerine daha çok ulaştığı, bunun da günlük sıcaklık değişimi uyarınca radon gazı çıkışında salınımlara sebep olduğu

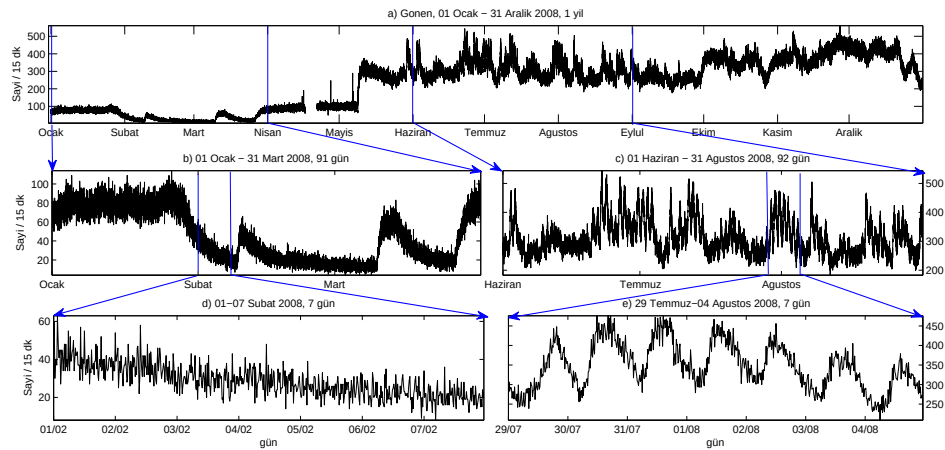
görülmektedir. Bu salınımların radon gazı-sismik hareket ilişkisini maskeleyesinin önlenmesi amacıyla ortadan kaldırılmaları gerekmektedir. Hareketli ortalama veya süzgeçleme gibi yöntemler sözde periyodik bileşenlerin süzülmesinde etkin sonuçlar verememektedir. Bu bakımdan veriye uyarlı, durağanlık gerektirmeyen ve yerel çalışan GKA [56] kullanımı düşünülmüştür.

3.5.4 Veri toplama ve periyodik bileşen kestirimi

2008 yılında Balıkesir ve Gönen istasyonlarında kaydedilen veriler Şekil 3.35 ve 3.36'da 1 yıllık, 3 aylık ve 1 haftalık olmak üzere verilmektedir.

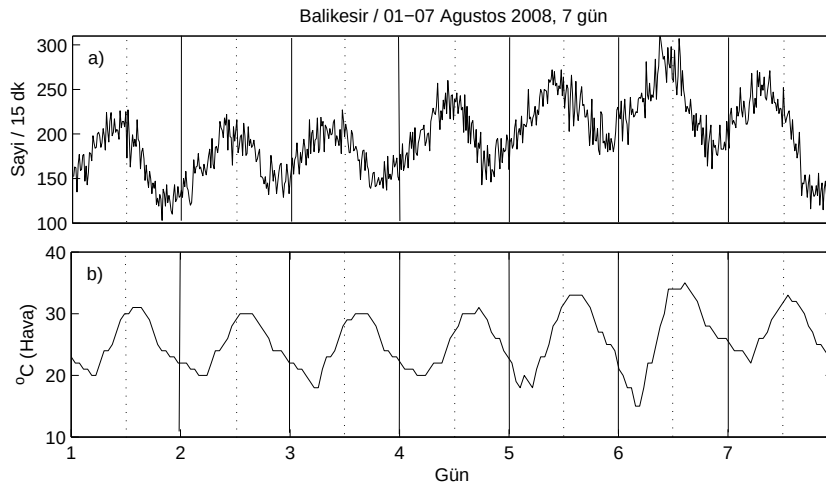


Şekil 3.35: Balıkesir istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı verisi; (a) 1-yıllık (1 Ocak - 31 Aralık 2008) veri, (b) 3-aylık veri (1 Ocak - 31 Mart 2008), (c) 3-aylık veri (1 Haziran - 31 Ağustos 2008), (d) 1-haftalık veri (1-7 Şubat 2008), (e) 1-haftalık veri (1-7 Ağustos 2008).



Şekil 3.36: Gönen istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı verisi; (a) 1-yıllık (1 Ocak - 31 Aralık 2008) veri, (b) 3-aylık veri (1 Ocak - 31 Mart 2008), (c) 3-aylık veri (1 Haziran - 31 Ağustos 2008), (d) 1-haftalık veri (1-7 Şubat 2008), (e) 1-haftalık veri (29 Temmuz- 4 Ağustos 2008).

Radon gazı çıkışı kış aylarında daha düşük iken yaz aylarına doğru seviyeler yükselmektedir. Radon gazı hareketleri toprağın yapısı ve iklim şartları gibi etmenlerden çokça etkilenmektedir. Yaz aylarında kaydedilen verilerin 1 haftalık kısımları incelendiğinde baskın bir periyodiklik göze çarpmaktadır. Bu bileşenin periyodu yaklaşık 1 gün olup sıcaklık değişiminden kaynaklandığı düşünülmektedir. Toprak radon gazı her gün sabah $10:00 \pm 30'$ civarında yerel en yüksek değerine akşam $09:00 \pm 30'$ civarında ise yerel en düşük değerine ulaşmaktadır. Şekil 3.37'de Balıkesir istasyonuna yakın bir noktada kaydedilen hava sıcaklığı verisi, toprak radon verisi ile birlikte çizdirilmiştir. Bu şekillerde toprak radon gazı çıkışının sıcaklık ile ilintili olduğu görülmektedir. Bu etki, radon verisinde olası sismik etkileri maskeleyebilecek sözde periyodik bir bileşen olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu durumda, sözde periyodik bileşenin ortadan kaldırılması gerekir.



Şekil 3.37: 1-7 Ağustos 2008'de Balıkesir istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı verisi ve aynı tarihlerdeki hava sıcaklık ölçümleri.

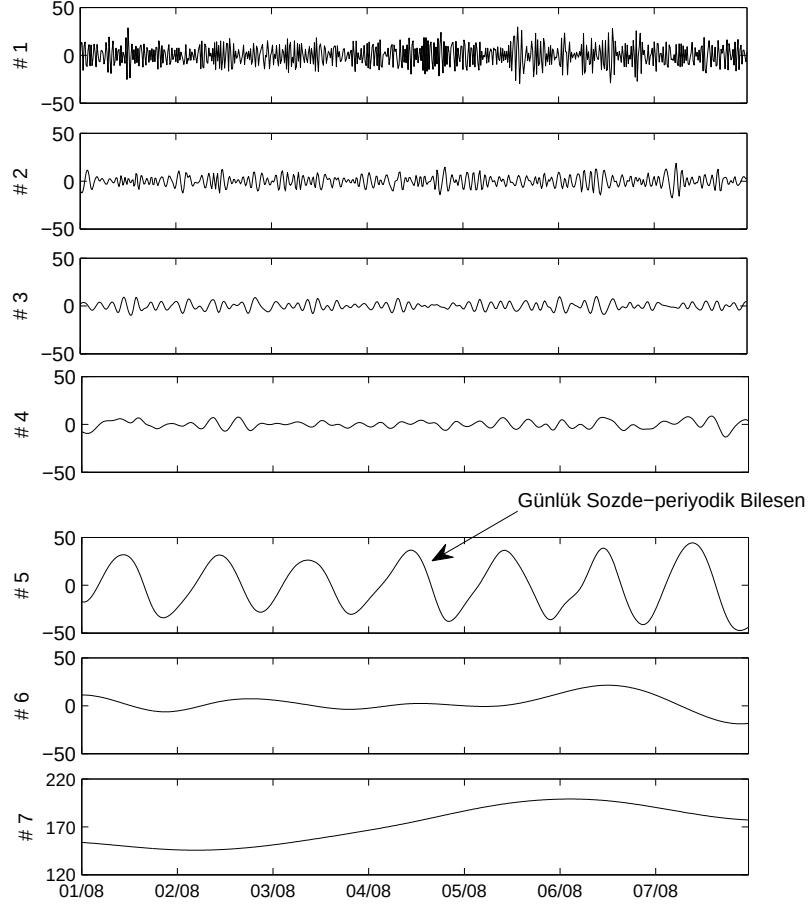
3.5.5 Günlük sözde periyodik bileşen arındırma

Toprak radon verilerinden günlük-periyodik bileşenleri kaldırmak amacıyla, veriler TGKA ile bileşenlerine ayrılmışlardır. Bu bileşenlerden periyotları yaklaşık 1-gün civarında olan IMF belirlenerek veriden çıkartılmış ve periyodiklikten arındırılmış veri elde edilmiştir. Periyot belirleme sıfır geçiş aralıklarının ölçülerek ortalamalarının alınması ile gerçekleştirilmiştir⁹.

⁹Bir sinyalde ortalama sıfır geçiş aralığı sinyalin temel periyodunun yaklaşık yarısına eşittir.

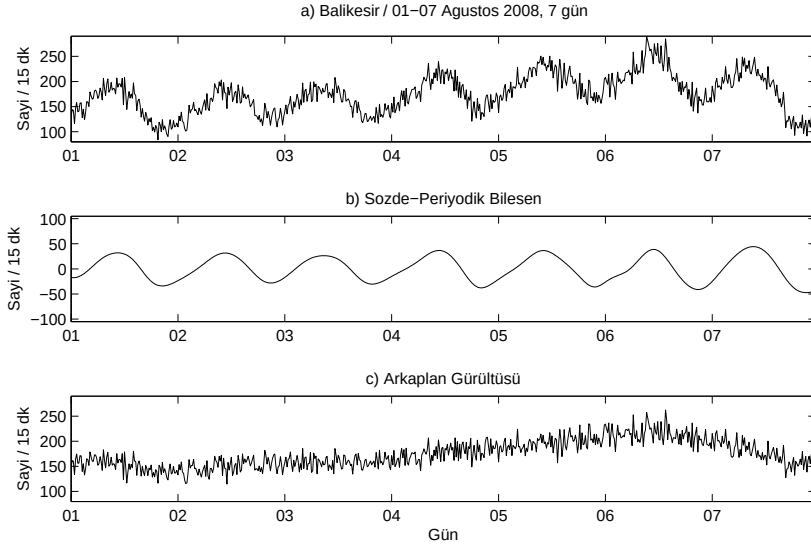
3.5.6 Veri analiz örnekleri

Yukarıda bahsedilen ayrıştırma yöntemi Balıkesir istasyonunda 1-7 Ağustos 2008 tarihleri arasında kaydedilen Şekil 3.35-e'deki toprak radon gazı çıkış verisine uygulanmıştır. Elde edilen IMF'ler Şekil 3.38'de gösterilmektedir.



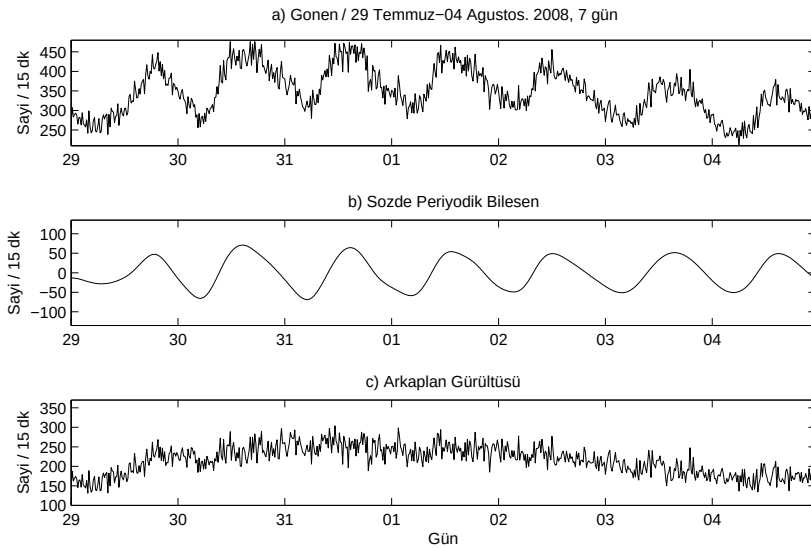
Şekil 3.38: Şekil 3.35-(e)'deki sinyalin IMF'leri (Günlük periyodik bileşen 5. IMF'de ortaya çıkmıştır).

Günlük periyodik bileşen 5. IMF'de ortaya çıkmıştır. Şekil 3.39'de radon verisi, günlük periyodik bileşen ve bu bileşenden arındırılmış veri (arkaplan gürültüsü) gösterilmektedir.



Şekil 3.39: (a) 1-7 Ağustos 2008’de Balıkesir istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı verisi, (b) Elde edilen günlük-periyodik bileşen, (c) Artık sinyal.

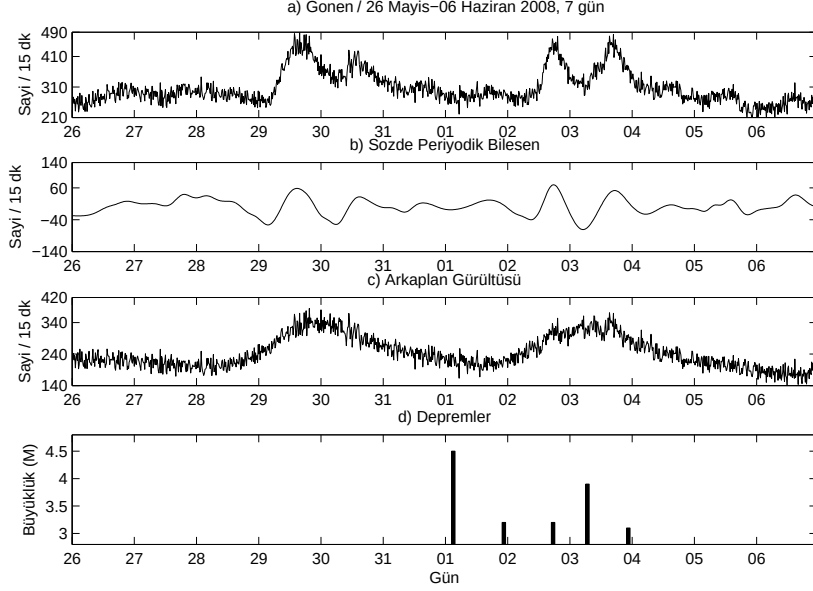
Benzer yöntem 29 Temmuz - 4 Ağustos 2008 arasında Gönen istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı verisine uygulanmıştır. Analiz sonucunda çıkarılan günlük-periyodik bileşen ve artık sinyal Şekil 3.40’ta gösterilmektedir. Yöntem sözde periyodik bileşeni başarılı şekilde süzmektedir.



Şekil 3.40: (a) 29 Temmuz - 4 Ağustos 2008 Gönen istasyonunda kaydedilen toprak radon gazı verisi, (b) Elde edilen günlük-periyodik bileşen, (c) Artık sinyal.

Yukarıda analiz edilen veriler sismik etkinliğin olmadığı dönemlerden seçilmiştir. Bir diğer örnekte ise, istasyon civarında genliği 3’ten büyük 5 adet depremin olduğu, 26 Mayıs - 6 Haziran arasındaki bir dönem analiz edilmektedir. Bu veride de atmosferik

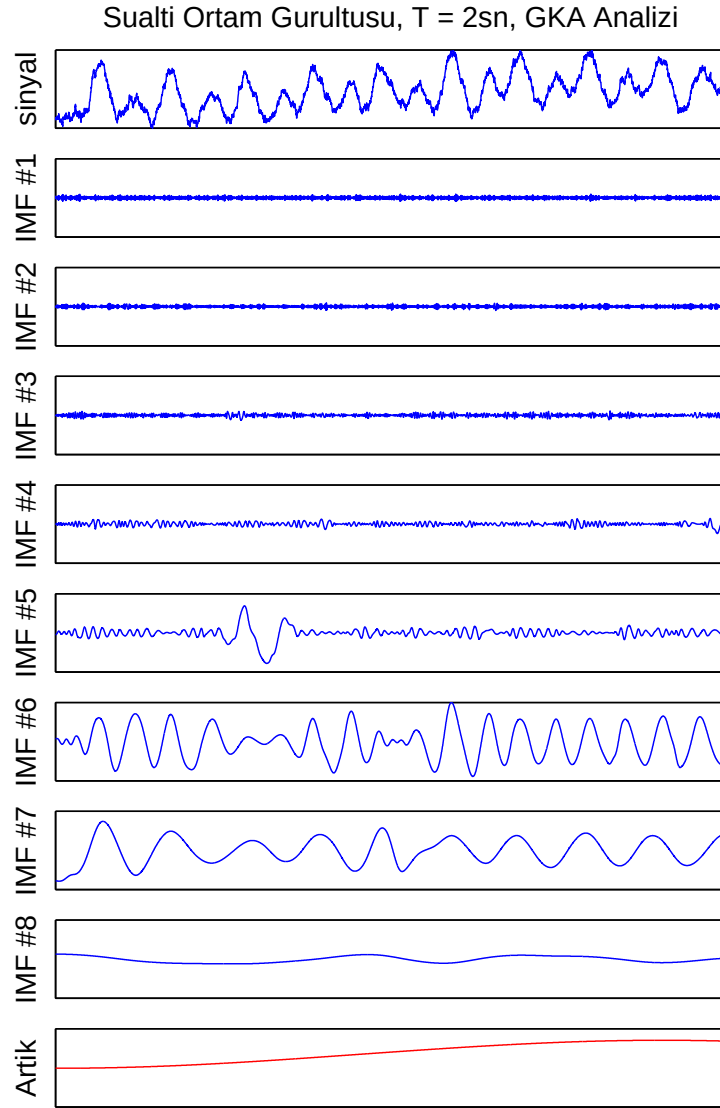
etmenlerden kaynaklanan günlük periyodik bileşenlerin olduğu varsayımı ile TGKA uygulanmıştır. Analiz edilen veri, elde edilen periyodik bileşen ve artık sinyal Şekil 3.41'de gösterilmektedir. Aynı dönemde meydana gelen depremler de Şekil 3.41-d'de verilmektedir. Günlük periyodik bileşenler çıkarılarak sismik aktivite ile radon gazı çıkışı ilişkisi daha gerçekçi şekilde belirlenebilir.



Şekil 3.41: 26 Mayıs - 6 Haziran arasında, genliği 3'ten büyük 5 adet depremin olduğu dönemde kaydedilen (a) radon verisi, (b) periyodik bileşen, (c) artık sinyal, (d) depremler.

3.5.7 Uygulama: sualtı ortam gürültüsü analizi

GKA analizi ile sualtı ortam gürültüsü sinyallerindeki baskın periyodik bileşenleri de ayırmak mümkün olabilmektedir. İncelenen sinyaller genellikle düşük frekans bölgelerinde baskın genlikli gemi motor/pervane gürültüsü bileşenleri içermektedirler. Bu bileşenleri GKA analizi ile kestirmek uygun ve kolaydır. Örnek olarak aşağıdaki Şekil 3.42'de İstanbul Boğazı'nda kaydedilen sualtı ortam gürültüsünün 2 sn'lik bölümü ve bu sinyalin GKA analizi ile elde edilen IMF'ler gösterilmektedir. Görüldüğü gibi baskın bileşenler 6. ve 7. IMF'de karşımıza çıkmıştır. IMF'lerin frekans bölgeleri incelendiğinde baskın frekanslar elde edilebilir.



Şekil 3.42: Sualtı ortam gürültüsü verisinin GKA analizi.

4. GÜRÜLTÜ ANALİZİNDE GÖRGÜL KİP AYRIŞIMI

Gerçek uygulamalarda analiz yöntemlerinin, en az ön koşul gereksinimleri ile, hızlı ve aynı zamanda doğru sonuçlar vermesi istenmektedir. Eldeki sinyalin yapısı hakkında herhangi bir ön varsayım yapmaksızın ayrıştırma yapabilen GKA önemli bir analiz yöntemi şeklinde karşımıza çıkmaktadır. Ancak, gerçek veriler ile yapılan çeşitli uygulamalarda faydalı sonuçlar vermesine karşın GKA yönteminin matematiksel ifadesi bilinmemektedir. Yöntemin çalışma ilkesinin ortaya çıkarılması için deneysel yaklaşımlar yapılmaktadır. Yapılan deneyler genellikle geniş bantlı gürültü sinyalleri analizi üzerine olmuş, bu analizler sonucunda GKA'nın, özellikleri sinyale göre otomatik değişen, uyarlamalı süzgeçlerden oluşmuş ikinci bir süzgeç kümesi gibi düşünülebileceğini göstermiştir [57, 59].

GKA yönteminde analiz edilecek sinyalin içeriği hakkında herhangi bir ön kabul yapılmamaktadır. Sabit bantlı süzgeç kümelerinin aksine, süzgeç özellikleri (bant genişliği, kesim frekansı vs.) önceden belirlenmesi zorunluluğu bulunmamaktadır. Gürültü süzme, yönseme giderme [58], sınıflandırma [17] gibi pek çok uygulamada GKA kullanılabilir. GKA'nın önemi ve kullanılabilirliği, uyarlamalı olmasından, sinyal içerisindeki yerel salınımları iyi yakalayabilmesinden ve durağanlık gerektirmemesinden kaynaklanmaktadır.

Aşağıdaki bölümde ilkin saf beyaz gürültü durumunda GKA'nın çalışması incelenmiş, beyaz gürültü IMF'lerinin sıfır geçiş aralıkları ve sıfır geçiş genliklerinin istatistiksel karakteristikleri (olasılık yoğunluk işlevleri) çıkarılmıştır. Daha sonra benzer analizler fGn süreçler için gerçekleştirilmiş ve sonuçlar elde edilmiştir. Gürültü IMF'lerin SG karakteristikleri gürültü içerisinde sinyal sezimi, gürültü veya yönseme giderme gibi konularda önemli olmaktadır. Ayrıca bu analizlerin sinyal durağanlık testinde de etkin şekilde kullanılabileceği öngörülmektedir.

Burada anlatılan çalışmalar [15] ve [16]'daki yayınlarımızda raporlanmıştır.

4.1 GKA ile Beyaz Gürültü Analizi

Analiz edilen verinin sadece gürültüden mi yoksa gürültü ile birlikte bilgi taşıyan bir sinyalden mi oluştuğunun belirlenmesi gereklidir. Ancak bunun için toplamsal gürültünün karakteristikleri (gürültüye ait IMF'lerin istatistiksel özellikleri) önceden bilinmelidir. Böylece gürültülü verideki esas sinyale ait bileşenlerin ayrışımı için bazı ölçütler geliştirilip sinyal içeriği belirlenebilir.

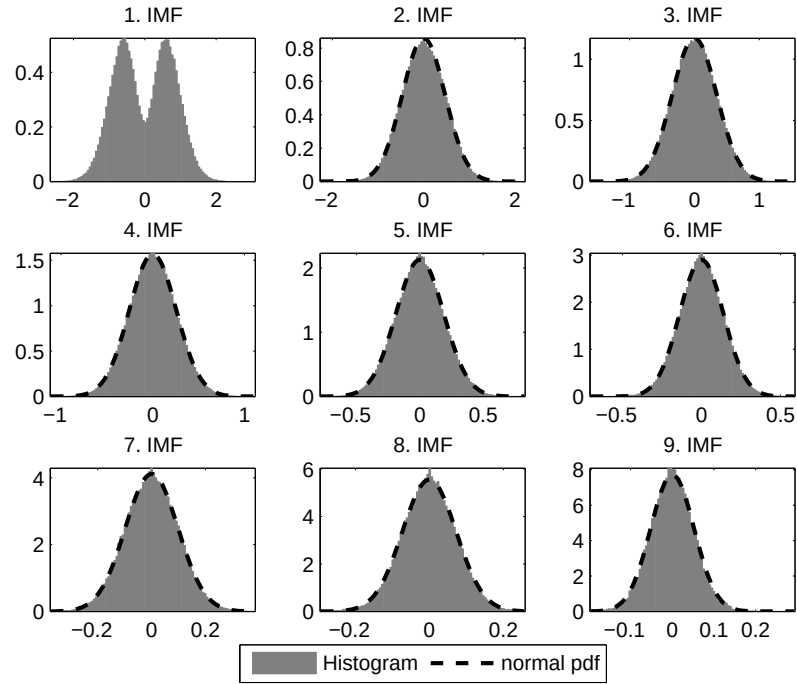
GKA'nın belirli bir matematiksel açıklaması olmamasından dolayı, gürültü IMF'lerin istatistiksel özellikleri deneysel olarak araştırılarak ortaya çıkarılmalıdır. Beyaz gürültünün IMF'lerinin istatistiksel özellikleri [57, 59] ve [79]'da deneysel olarak incelenmiştir. GKA analitik ifadesi olmayan görgül bir yöntem olduğu için, pek çok çalışma deneysel olarak gerçekleştirilmektedir. Bu çalışmalar, GKA algoritmasının işleme prensibini anlamaya yönelik çalışmalardır. Elde edilen sonuçlar sinyalden gürültü süzme ve eğilim giderme gibi konularda da kullanılmışlardır [58]. Tezimizde ek olarak beyaz gürültünün IMF'lerinin sıfır geçiş karakteristikleri (SG-aralıkları ve SG-genlikleri) de incelenmekte ve sinyal modelleme için yeni ölçütler geliştirilmektedir. Beyaz gürültü IMF'lerin SG karakteristikleri gürültülü sinyallerde hangi IMF'nin daha çok gürültü bileşenine, hangisinin daha çok sinyal bileşenlerine ait olduğu bilgisinin çıkarılması, gürültü içerisinde sinyal sezme ve durağanlık testi gibi konularda kullanılabilir.

4.1.1 IMF'lerin genlik dağılımları

İstatistiksel analizleri gerçekleştirmek amacıyla veri boyu $N = 2^{12}$ olan 1000 bağımsız normal dağılımlı beyaz gürültü sinyali üretilerek GKA yardımıyla IMF'leri elde edilmiştir. Her ayrışımında 9 ile 12 arasında IMF elde edilmesine karşın ilk 9 IMF dikkate alınmıştır.

Beyaz gürültünün IMF'lerinin histogramları incelendiğinde (1. IMF hariç) yaklaşık normal dağılıma sahip oldukları gözlenmektedir. Yukarıda elde edilen IMF'lerin histogramları¹ ve uydurulan normal yoğunluk işlevleri Şekil 4.1'de gösterilmiştir. Şekillerden de görüleceği üzere, [79]'u destekler nitelikte, IMF'ler normal dağılıma uymaktadırlar.

¹Histogramlar elde edilirken 1000 adet sinyalin IMF'leri ardarda dizilerek tek bir sinyalin IMF'si gibi düşünülmüştür.



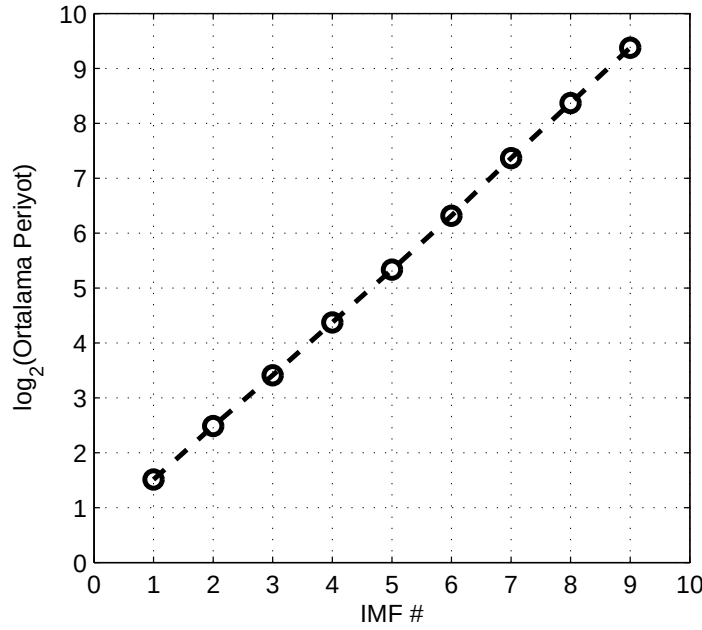
Şekil 4.1: Beyaz gürültü IMF'lerinin histogramları ve uydurulmuş normal yoğunluk işlevleri.

4.1.2 IMF'lerin ortalama periyotları

Bilindiği gibi IMF'ler sıfır ortalamalı ve simetrik zarflı sinyallerdir. Ortalama periyodun belirlenmesi için IMF'lerin sıfır seviyesi geçişlerinin sayılması yeterlidir. Aşağıdaki Çizelge 4.1'de her bir IMF için nokta sayısı cinsinden ortalama periyotlar verilmektedir. Çizelgede açıkça görüldüğü gibi her bir IMF'nin ortalama periyodu kendisinden bir önceki IMF'nin ortalama periyodunun yaklaşık 2 katına eşittir. Ortalama periyodun IMF'lere göre değişimi Şekil 4.2'de yarı logaritmik eksenle gösterilmektedir. Ortalama periyotların 2 tabanında logaritmaları, eğimi 1 olan bir doğru üzerinde sıralanmaktadır. Buradan GKA'nın beyaz gürültü gibi geniş bantlı sinyaller için ikicil (dyadic) süzgeç kümesi gibi davrandığı sonucuna varılabilir [57,79].

Çizelge 4.1: Beyaz gürültü IMF'lerinin nokta sayısı cinsinden ortalama periyotları.

IMF	Ortalama Periyot
1	2.85
2	5.60
3	10.63
4	20.72
5	40.42
6	79.81
7	165.21
8	330.86
9	666.59



Şekil 4.2: Beyaz gürültü IMF'lerinin yarı-logaritmik ekseninde ortalama periyotları.

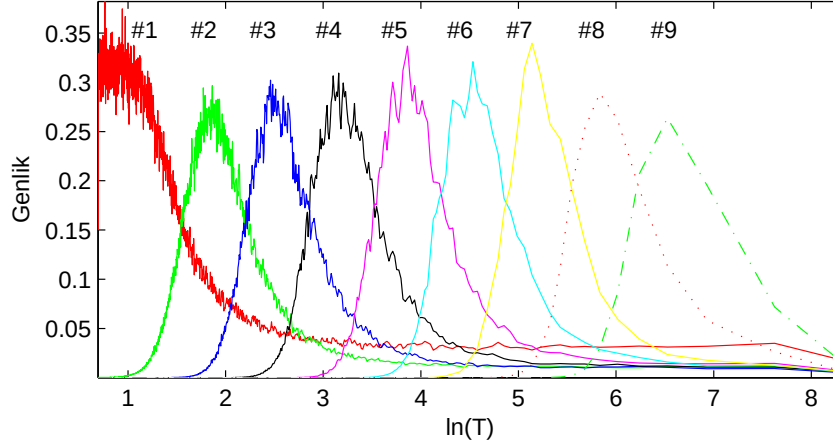
4.1.3 IMF'lerin ortalama güç izgeleri

IMF'lerin enerji dağılımlarının ortalama periyoda göre değişimini belirlemek amacıyla yukarıda bahsedilen 100 adet 2^{12} uzunluğundaki gürültü sinyali kullanılmıştır. Her bir sinyalin IMF'lerinin güç izgeleri Welch yöntemi ile kestirilerek aynı ölçektekilerin ortalamaları alınmıştır. Böylece her bir IMF için ortalama güç izgesi elde edilmiş olur. Şekil 4.3'te soldan sağa 1'den 9'a kadar olan IMF'lerde ortalama güç izgesinin ($S(\cdot)$)

periyodun logaritmasına göre değişimi gösterilmektedir. 1. IMF hariç tüm IMF'lerin güç izgeleri yarı-logaritmik eksenle eşdeğerdir:

$$\int S_k(\ln(T))d\ln(T) = \text{sabit}, \forall k \quad (4.1)$$

IMF'lerin güç izgeleri incelendiğinde, 1. IMF hariç tüm IMF'lerin bant geçiren, 1. IMF'nin ise yüksek geçiren yapıda olduğu gözlenmektedir.



Şekil 4.3: Beyaz gürültü IMF'lerinin izgeleri.

4.1.4 Ortalama periyot - enerji ilişkisi

Aşağıda her bir IMF'nin enerjisinin ortalama periyoduna göre değişimi incelenmektedir. $d_k[n]$ k . IMF olmak üzere, IMF'nin enerjisi:

$$E_k = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (d_k[j])^2 \quad (4.2)$$

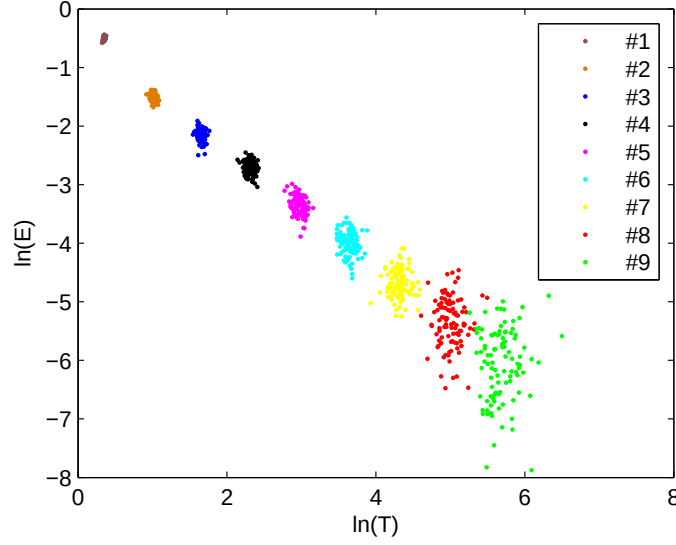
şeklinde hesaplanır. IMF'lerin enerjileri ve ortalama periyotlarının çarpımları sabittir [79]:

$$E_k T_k = \text{sabit}, \forall k \quad (4.3)$$

Bu ilişki logaritmik ölçekte

$$\ln(E_k) + \ln(T_k) = \text{sabit}, \forall k \quad (4.4)$$

şeklinde karşımıza çıkar. $\ln(E_k)$, $\ln(T_k)$ ile ters orantılı olup log-log ölçekte bir doğru üzerinde sıralanmaktadır. Bu ilişki 100 farklı gürültü için Şekil 4.4'te gösterilmiştir.



Şekil 4.4: IMF güçlerinin logaritmasının $\ln(T)$ 'ye göre değişimi.

Aşağıdaki bölümde IMF'lerin sıfır seviyesi geçişleri ile ilgili ayrıntılı analizler anlatılmaktadır.

4.1.5 Beyaz gürültü IMF'lerinin sıfır geçiş karakteristikleri

Bir sinyaldeki sıfır geçişleri sinyal özelliklerinin belirlenmesinde sıklıkla kullanılan, hesaplanması kolay öznitelikler şeklinde karşımıza çıkmaktadır [59, 102, 103]. Bu yüzden çoğu alanda kullanılmaktadır. Sinyaldeki sıfır geçişlerinin sayılması “kaba” fakat herhangi bir izgesel analize gerek duymaksızın yapılabilen, hızlı bir temel frekans kestirme yöntemi şeklinde düşünülebilir. Sıfır Geçiş tabanlı frekans kestiriminde temel dayanak ardarda gelen SG aralıklarının yüksek tutarlılık göstermesi ve sinyalin frekansına doğrudan bağlı olmasıdır [102]. Literatürde geleneksel frekans kestirim yöntemlerine alternatif olarak düşünülmüş olan sıfır geçişleri özellikle analiz edilen sinyalin saf sinüzoid olması durumunda kesin sonuç verir (f_s hızında örneklenmiş ve f_0 frekansındaki bir sinüzoidin ortalama sıfır geçiş hızı $Z = 2f_0/f_s$ şeklinde hesaplanabilir). Sıfır geçiş anlarının belirlenerek kullanılması ile temel frekans kestirimi, ani frekans kestirimi gibi problemlerin yanı sıra gürültülü sinyal durumlarında IMF'lerde meydana gelebilecek kip karışması (mode mixing) gibi problemlere de çözüm üretilebilir.

Literatürde, rasgele süreçlerin (örneğin bant sınırlı (bant geçiren) normal dağılımlı gürültü) sıfır geçiş istatistikleri uzun süredir üzerinde çalışılan bir konudur [104–106].

SG aralıkları dağılım işlevleri araştırılmış ancak analitik ifadeleri bulunamamıştır. Bu yüzden numerik hesaplamalar ve yaklaşımlar geliştirilmiştir [104–108]. Bu çalışmalarda SG aralıklarının dağılımı deneysel yollarla bulunup gürültünün güç izgesi ile ilişkilendirilmeye çalışılmaktadır. SG’ler üzerine çalışmalar sürdürülmektedir [109,110].

İncelenen sinyalin dar bantlı olması durumunda kolayca elde edilebilen SG karakteristiği sinyal yapısı hakkında anlamlı bilgiler barındırır. Bu durumda, geniş bantlı beyaz gürültünün aksine, bant sınırlı IMF’lerin Sıfır Geçiş Aralıkları (SGA) ve Sıfır Geçiş Genlikleri (SGG)’nin istatistiksel karakteristikleri (olasılık yoğunluk işlevleri) gürültü hakkında önemli bilgiler içerir.

Bu bölümde, IMF’ler bir bütün şeklinde değil, SG aralıklarına bölünerek analiz edilmektedir. Beyaz gürültü IMF’lerinin SG karakteristikleri çıkarılmaya çalışılmaktadır.

4.1.6 Sıfır geçişler

Tanım 4.1 Bir sinyaldeki sıfır geçiş aralığı iki sıfır geçiş anı arasındaki zaman farkına eşittir.

Tanım 4.2 Bir sinyaldeki sıfır geçiş genliği her bir sıfır geçiş aralığında sinyalin aldığı en yüksek mutlak genlik değeridir.

k -ıncı IMF’nin ($d_k(t)$) i -inci sıfır geçiş anı $z_k[i]$ şu şekilde ifade edilir:

$$z_k[i] = \{t_i | d_k(t_i) = 0\}, \quad i = 1, 2, \dots, \mathcal{Z}_k \quad (4.5)$$

Burada $\mathcal{Z}_k$ k -ıncı IMF’deki toplam sıfır geçiş sayısıdır. SG aralıkları, $\tau_k[i]$, $z_k[i]$ ’nin fark dizisine eşittir:

$$\tau_k[i] = z_k[i + 1] - z_k[i] \quad (4.6)$$

SG genlikleri dizisi, $a_k[i]$, ise

$$a_k[i] = \max(|d_k(t)|) \mid t \in [z_k[i], z_k[i + 1]], \quad i = 1, 2, \dots, \mathcal{Z}_k - 1 \quad (4.7)$$

şeklindedir. [54]'te belirtildiği üzere, çoklu-ölçek SG noktaları sinyal hakkında bilgi barındırmasına karşın genlikleri hakkında bir bilgi olmadığı sürece kararlı değildir. Bu bakımdan SG aralıkları SG genlikleri ile birlikte değerlendirilmelidir.

Bir sonraki bölümde SGA ve SGG'lerin istatistiksel özellikleri benzetimler yardımıyla deneysel olarak incelenmektedir.

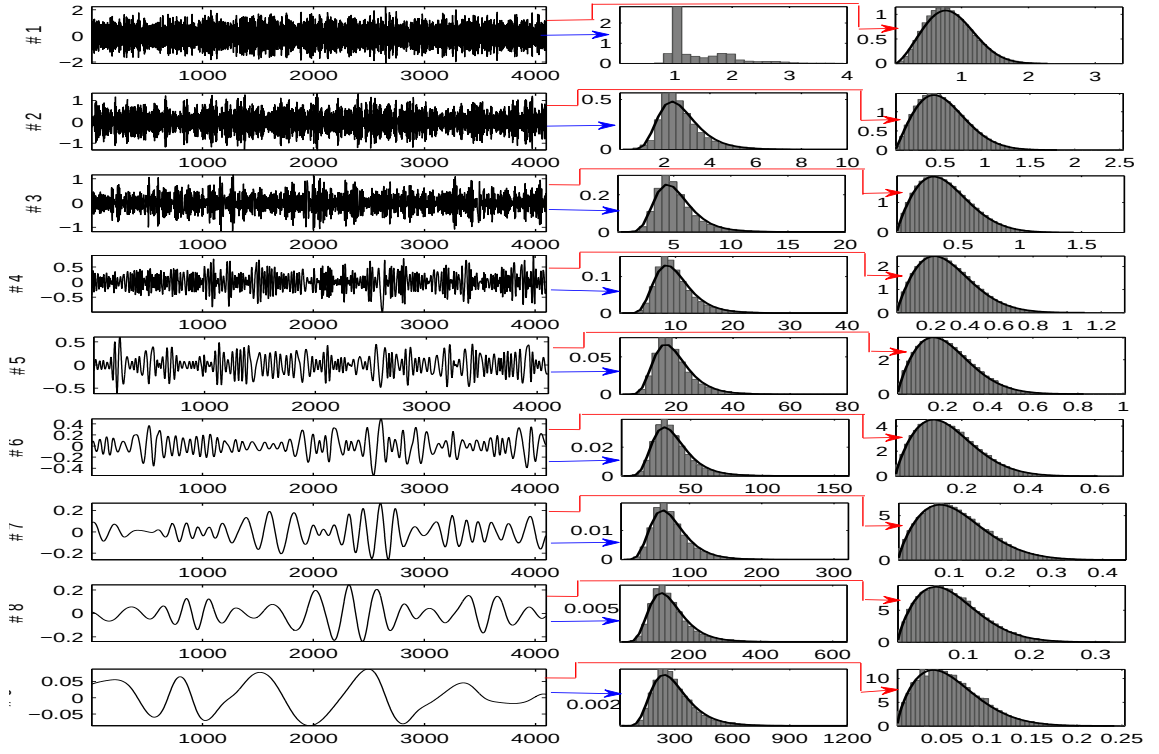
4.1.7 Deneysel SGA ve SGG karakteristikleri

Deneysel analizler için $N = 2^{12}$ uzunluklu $M = 1000$ adet bağımsız, normal dağılımlı beyaz gürültü sentezlenmiş ve GKA ile IMF'leri bulunmuş ($\{d_k^{(m)}[n]; m = 1, \dots, M; n = 1, \dots, N; k = 1, \dots, K_m\}$) ve SGA dizileri oluşturulmuştur. 1000 gerçekleştirme için elde edilen SGA dizilerinin düzgelenmiş histogramları toplanarak her bir IMF için genel SGA histogramı elde edilmiştir. Bir geniş bant sinyalde IMF sayısı yaklaşık $\log_2 N$ kadar olmaktadır [59]. Ancak seçilen veri boyu için yöntem 9 ile 12 arasında değişik sayılarda IMF vermektedir. Yüksek indisli IMF'ler çok düşük frekans bölgelerine karşılık gelmekte ve genlikleri diğerlerine göre ihmal edilebilir nitelikte olduğundan ilk 9 IMF dikkate alınmıştır. Örnek IMF'ler Şekil 4.5'in birinci sütununda çizdirilmiştir. Aynı şeklin ikinci ve üçüncü sütunlarında SGA ve SGG histogramları ve en küçük kareler yöntemi ile en iyi uyan yoğunluk işlevleri gösterilmektedir.

Beyaz gürültü IMF'lerinin SGA histogramlarına aşağıdaki belli başlı dağılım işlevleri uydurularak en çok uyan işlev bulunmaya çalışılmıştır:

- Normal
- Log-normal
- Weibull
- Rayleigh
- Gamma
- T-location scale

Yapılan testler sonucunda IMF'lerin SGA dizilerinin, en az uydurma hatasını veren Log-normal dağılıma sahip oldukları sonucuna varılmıştır.



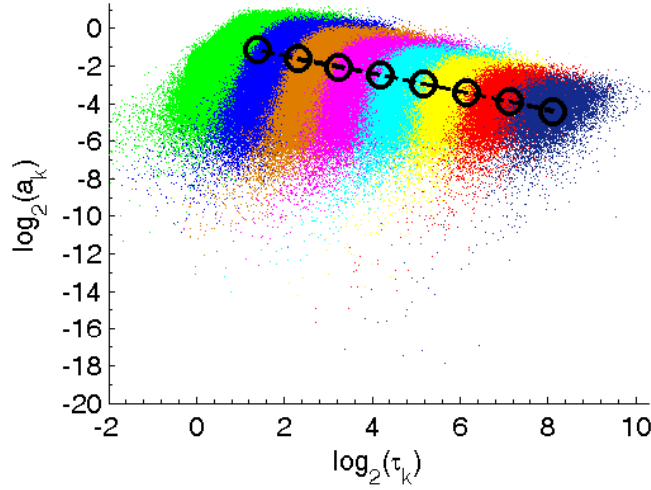
Şekil 4.5: 1. Sütun: Örnek Beyaz gürültü IMF'leri, 2. Sütun: SGA histogramları ve log-normal yoğunluk işlevleri, 3. Sütun: SGG histogramları ve Weibull yoğunluk işlevleri (x-ekseni veri noktası sayısıdır).

Daha önce de belirtildiği gibi, 1. IMF bileşenlerinin yüksek frekans bölgelerinde olmasına karşın, daha düşük frekans bölgelerine (örneğin düşük yarım bant bölgesine), göz ardı edilemeyecek derecede önemli bir karışımı söz konusudur [57]. Güç izgeleri incelendiğinde tüm IMF'lerin bant geçiren yapıda oldukları, 1. IMF'nin ise yüksek geçiren yapıda olduğu görülür. Bu farklılıklar sıfır geçiş aralıkları özelliklerinde de ortaya çıkmaktadır; 1. IMF'nin SG aralığı histogramı diğer IMF'lerden farklı bir davranış gösterir (Şekil 4.5).

IMF'lerin SG genliklerinin olasılık yoğunluk işlevleri de SG aralıklarına benzer şekilde araştırılmış ve en uygun dağılım Weibull olarak bulunmuştur. Bu histogramlar ve uydurulan Weibull yoğunluk işlevleri Şekil 4.5 3-üncü sütunda verilmektedir.

4.1.8 SGA - SGG

Bir diğer analizde SG aralıklarının SG genlikleri ile nasıl değiştiği incelenmektedir. Şekil 4.6'da $\log_2(a_k)$ 'nın $\log_2(\tau_k)$ 'ya göre değişimi gösterilmektedir. Bu şekildeki her bir renk grubu bir IMF'ye aittir. Ortalama değerler de $(\overline{\log_2(a_k)}, \overline{\log_2(\tau_k)})$ aynı logaritmik eksenle siyah çemberler şeklinde çizilmişlerdir.



Şekil 4.6: Logaritmik ölçekte SGA-SGG ilişkisi (Her grubun ortalama değeri siyah daireler şeklinde çizdirilmiştir. Uydurulan doğrunun eğimi -0.4821 kestirilmiştir).

Şekilden görüleceği gibi $\log_2(a_k)$ ile $\log_2(\tau_k)$ arasında doğrusal bir ilişki mevcuttur. Burada en küçük kareler yöntemi ile bir doğru uydurulduğunda doğrunun eğimi -0.4821 çıkmaktadır (eğim yaklaşık 0.5 alınabilir). a_k ve τ_k arasındaki ilişki şu şekilde ifade edilebilir:

$$\log_2(\overline{a_k}) \cong \alpha \log_2(\overline{\tau_k}) + c \quad (4.8)$$

Burada c sabit bir sayıdır.

[79]'da IMF enerjileri, E_k , ile IMF ortalama periyotları, T_k , arasında aşağıdaki gibi bir bağlantı olduğu belirtilmektedir:

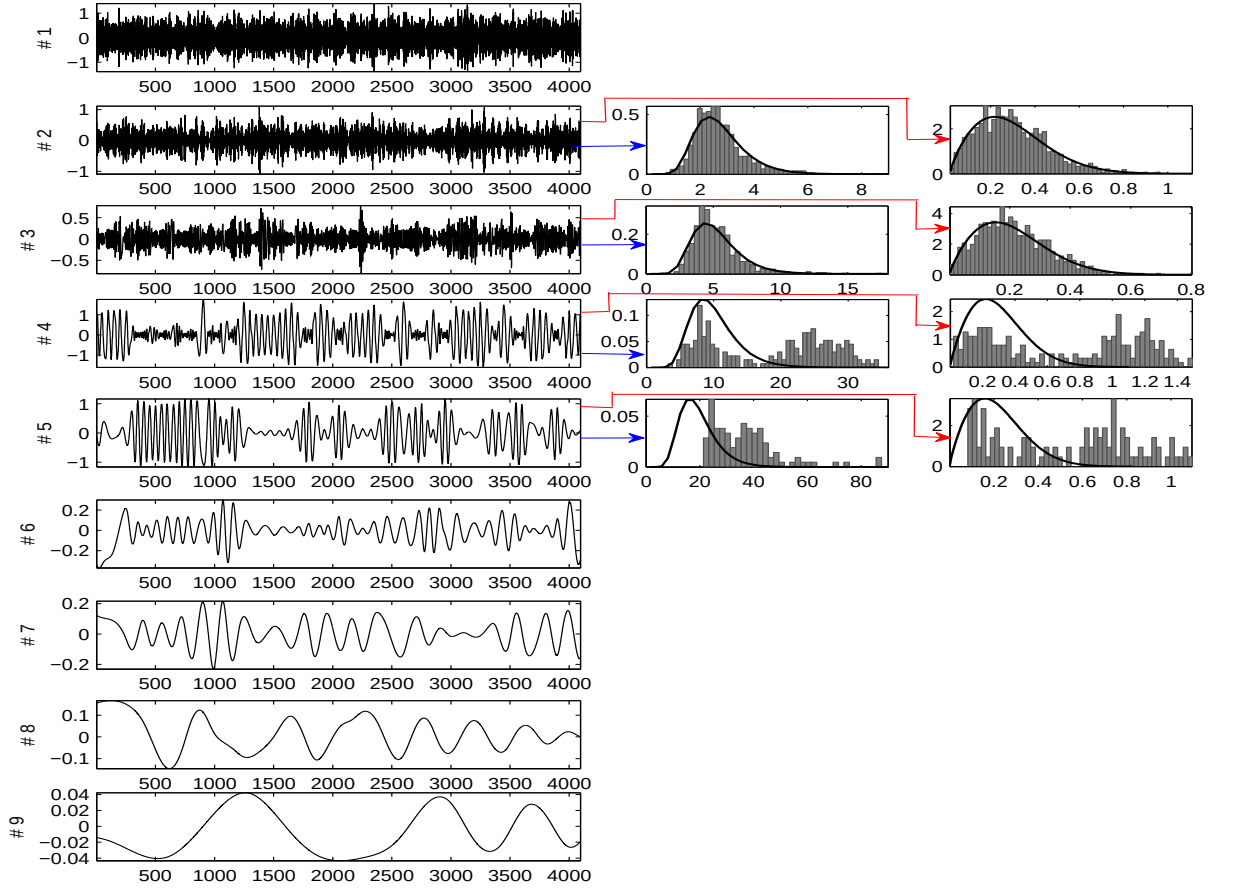
$$\log_2 E_k = b - \log_2 T_k \quad (4.9)$$

Burada b sabit bir sayıdır. IMF'ler sinusoidal işlevler şeklinde düşünülürse IMF enerjileri yaklaşık " $\frac{\overline{a_k}^2}{2}$ ", IMF periyotları ile yaklaşık " $\overline{\tau_k}$ " olarak alınabilir. Burada $\overline{a_k}$ ve $\overline{\tau_k}$ ortalama SGA ve ortalama SGG'dir. Bu yaklaşıklıklar ile aşağıdaki bağıntı yazılabilir:

$$\log_2(\overline{a_k}) = \frac{b-1}{2} - \frac{1}{2} \log_2(\overline{\tau_k}) \quad (4.10)$$

Görüldüğü gibi bu ifade (4.8) denklemi ile uyumludur ($\alpha = -0.5$ ve $c = \frac{b-1}{2}$ olacak şekilde).

Bu analiz, gürültü içerisinde sinyal sezme ve gürültü süzme gibi uygulamalarda kullanılmaya elverişli bir yöntem olmaya adaydır. Örneğin analiz edilen sinyal periyodik bileşenlere sahip gürültülü bir sinyal ise SGA dağılımları yukarıda anlatılanlardan farklı olarak bazı IMF'lerde anomali verecektir. Aşağıda basit bir örnek gösterilmektedir. Açısal frekansı $\omega_0 = 0.04\pi$ olan bir sinüs sinyaline $SNR = 5dB$ olacak şekilde normal dağılımlı beyaz gürültü eklenmiştir. Elde edilen IMF'ler Şekil 4.7'nin birinci sütununda verilmektedir. 2-5 arası IMF'lerin SGA ve SGG histogramları aynı şeklin ikinci ve üçüncü sütunlarında gösterilmiştir. Yalnızca gürültü için elde edilen log-normal ve Weibull yoğunluk işlevleri de karşılaştırma açısından aynı şekil üzerinde verilmiştir. SGA'larda log-normal dağılımdan, SGG'lerde ise Weibull dağılımdan sapmalar 4. ve 5. IMF'lerde gözlenmektedir. Buradan periyodik bileşenlerin bu iki IMF'de ortaya çıktıkları bilgisi çıkarılabilir.



Şekil 4.7: 1. Sütun: Beyaz Gürültü + $\cos(0.04\pi t)$ IMF'leri, 2. Sütun: 2-5 IMF'lerin SGA histogramları (Yalnız gürültü durumunda elde edilen log-normal yoğunluk işlevleri de gösterilmiştir.), 3. Sütun: 2-5 IMF'lerin SGG histogramları (Yalnız gürültü durumunda elde edilen Weibull yoğunluk işlevleri de gösterilmiştir).

Özetle bu çalışmada beyaz gürültü IMF'lerinin SGA ve SGG dağılımları deneysel olarak bulunmaya çalışılmıştır. SGA'lar log-normal dağılım gösterirken (IMF#1 hariç) SGG'ler Weibull'a yakın dağılıma sahiptirler. Analiz edilen sinyalde gürültü dışında bir bileşen mevcut olduğunda bu dağılımlardan sapmalar meydana gelmektedir. Bu özellik, gürültü içerisinde sinyal varlığı belirleme ve sinyal bileşenlerini ayırma gibi uygulamalarda kullanılabilir.

4.2 GKA ile Kesirli Gauss Gürültüsü Analizi

Bu bölümde, beyaz gürültünün genelleştirilmiş modelleri olan kesirli Gauss gürültüsü (fGn) süreçlerinin GKA ile elde edilen Öz Kip İşlevleri'nin sıfır geçiş aralıkları (SGA) ve sıfır geçiş genliklerinin (SGG) istatistiksel özellikleri çıkarılmaktadır. Geniş bantlı gürültünün aksine, bant sınırlı IMF'lerin SGA ve SGG'lerinin istatistiksel karakteristikleri (olasılık yoğunluk işlevleri) gürültü hakkında önemli bilgiler barındırmaktadır [16]. Benzetimler sonucunda SGA ve SGG'lerin yoğunluk işlevleri belirlenmiştir. SGG'lerin olasılık yoğunlukları ayrıca analitik olarak elde edilmiştir. Sunulan sonuçlar analiz edilen gürültü sürecinin tipinin belirlenmesinde ek bilgi sağlarken, deneysel ve yinelemeli GKA yönteminin çalışma ilkesinin anlaşılmasına da yardımcı olmaktadır.

Bölüm 2.3.3'te ayrıntıları anlatılan fGn süreçler normal dağılımlı, sıfır ortalamalı, durağan süreçler olup tek bir Hurst ($0 < H < 1$) parametresi ile ifade edilebilirler [50]. Analizler doğrudan geniş bantlı fGn sinyaller üzerinde değil, bu sinyallerin Görgül Kip Ayrışımı (GKA) ile elde edilen dar bantlı IMF'leri üzerinde gerçekleştirilmektedir. GKA ile ayrıştırılan fGn sinyallerin IMF'lerinin sıfır geçişlerinin istatistiksel analizleri fGn sinyalin türü bilgi içerirken, GKA yönteminin çalışma ilkesinin anlaşılmasına da yardımcı olmaktadır.

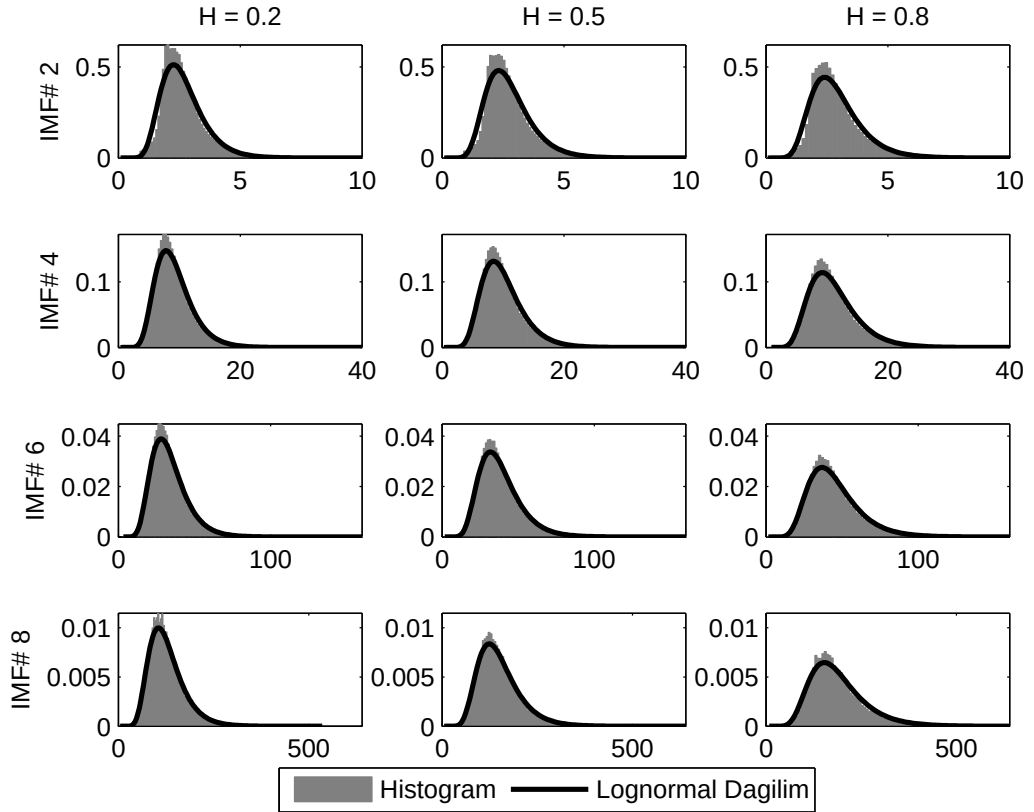
4.2.1 fGn IMF'lerinin sıfır geçiş karakteristikleri

Deneysel analizler için H parametresi 0.1 ile 0.9 arasında değişen, $N = 2^{12}$ uzunluklu, $M = 1000$ bağımsız, normal dağılımlı kesirli Gauss gürültüsü dalgacık tabanlı yöntem [50] ile sentezlenmiştir $\{w^{H,m}[n]; H = 0.1, \dots, 0.9; m = 1, \dots, M; n = 1, \dots, N\}$. Üretilen sinyallere GKA uygulanmış ve IMF'ler elde edilmiştir $\{d_k^{H,m}[n]; k = 1, \dots, K_m\}$.

Beyaz gürültü analizinde olduğu gibi yine ilk 9 IMF dikkate alınmıştır. Elde edilen IMF'lerin SG aralıkları ve SG genlikleri dizileri oluşturulmuş ve bu dizilerin olasılık yoğunluk işlevleri araştırılmıştır.

4.2.1.1 Sıfır geçiş aralıkları olasılık dağılımları

Farklı H parametrelerine sahip fGn süreçlerin tüm gerçeklemelerinden elde edilen IMF'lerin SG aralıkları genel SGA dizilerini oluşturacak şekilde gruplanmış ve düzgelenmiş histogramları elde edilmiştir. $H = 0.2, 0.5, 0.8$ ve $2., 4., 6., 8.$ IMF'ler için örnek histogramlar Şekil 4.8'de gösterilmektedir.



Şekil 4.8: $H = 0.2, 0.5, 0.8$ ve $2., 4., 6., 8.$ IMF'ler için SGA histogramları ve Log-normal yoğunluk işlevleri.

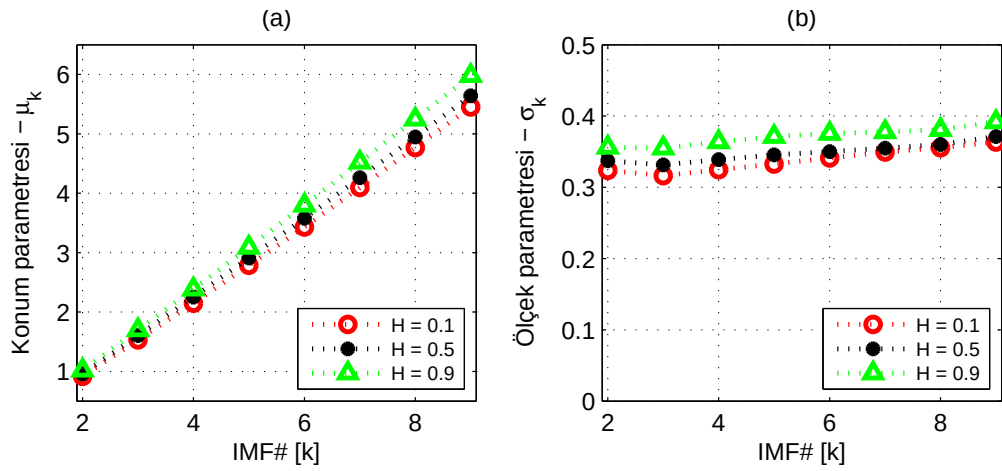
Yukarıda belirtilen düzgelenmiş histogramlara “Normal, Log-normal, Weibull, Rayleigh, Gamma, ve T-location scale” yoğunluk işlevleri uydurularak en küçük uydurma hatasını veren işlev bulunmuştur. IMF'lerin SGA dizilerinin, tüm H değerleri

ve tüm IMF'ler² için, en küçük uydurma hatasını veren *Log-normal* dağılıma sahip oldukları gözlenmiştir. Uydurulan Log-normal yoğunluk işlevleri de yine Şekil 4.8'deki histogramların üzerine çizdirilmiştir.

Log-normal olasılık yoğunluk işlevi şu şekilde ifade edilir:

$$P(\tau_k, \mu_k, \sigma_k) = \frac{1}{\tau_k \sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln(\tau_k) - \mu_k)^2}{2\sigma^2}} \quad (4.11)$$

Burada μ_k konum parametresi, σ_k ise şekil parametresidir. Elde edilen log-normal dağılımların parametrelerinin değişimi Şekil 4.9'da verilmiştir.



Şekil 4.9: Log-normal dağılım parametreleri; (a) μ_k , (b) σ_k .

Elde edilen log-normal dağılımların parametreleri incelendiğinde H 'tan bağımsız doğrusal bir ilişki oratay çıkmaktadır. σ_k yaklaşık 0.35 civarında sabit kalırken, μ_k IMF numarası (k) arttıkça yaklaşık 0.7'lik artımlarla doğrusal artmaktadır. Geniş bantlı sinyallerin analizinde GKA'nın ikinci süzgeç kümesi şeklinde davrandığı bilinmektedir [57, 111]. Ortalama SG sayısı ile IMF seviyesi $E\{Z_k\} \sim 2^{-k}$ şeklinde orantılıdır. Ortalama SG aralıkları ile IMF seviyesi arasındaki ilişki ise $E\{\tau_k\} \sim 2^k$ şeklindedir. Log-normal dağılımda ortalama ile parametreler arasında $E\{\tau_k\} = e^{\mu_k + 0.5\sigma_k^2}$ bağıntısı vardır. Bu durumda;

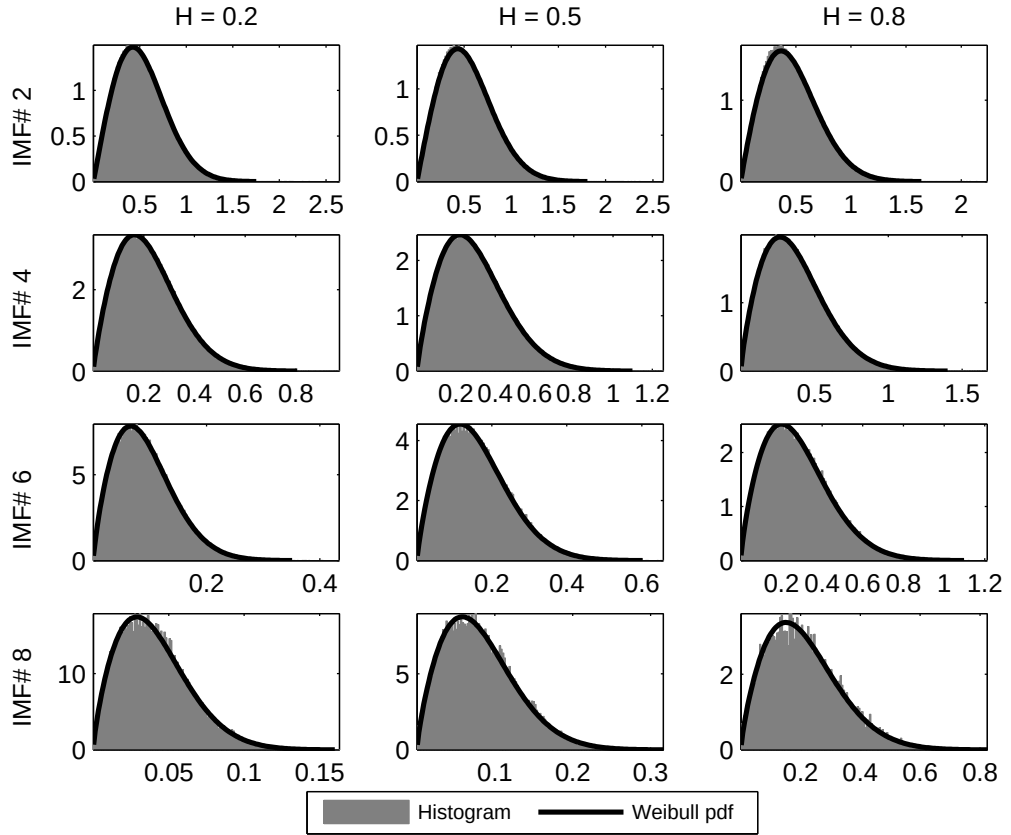
$$\mu_k \sim \frac{1}{\log_2(e)} k - 0.5\sigma_k^2 = 0.6931k - 0.5\sigma_k^2 \quad (4.12)$$

²Güç izgeleri incelendiğinde tüm IMF'lerin bant geçiren yapıda oldukları, IMF-1'in ise yüksek geçiren yapıda olduğu görülür. Bu farklılıklar sıfır geçiş aralıkları karakteristiklerinde de ortaya çıkmaktadır [59]. Bu yüzden analizlerde 2-inci ve daha sonraki IMF'ler dikkate alınmıştır.

olduğu kolaylıkla gösterilebilir. Bu bağıntı Şekil 4.9-a'daki μ_k 'ların IMF seviyesi (k) arttıkça yaklaşık 0.7'lik artımlarla ((4.12) denklemindeki 0.6931'e karşın) doğrusal artması davranışını açıklamaktadır.

4.2.1.2 Sıfır geçiş genlikleri olasılık dağılımları

IMF'lerin SG genliklerinin olasılık yoğunluk işlevleri de SG aralıklarına benzer şekilde araştırılmış ve en uygun (en az uydurma hatası veren) dağılım Weibull olarak bulunmuştur. Bu histogramlar ve uydurulan olasılık yoğunluk işlevleri $H = 0.2, 0.5, 0.8$ ve 2., 4., 6., 8. IMF'ler için Şekil 4.10'da verilmektedir.

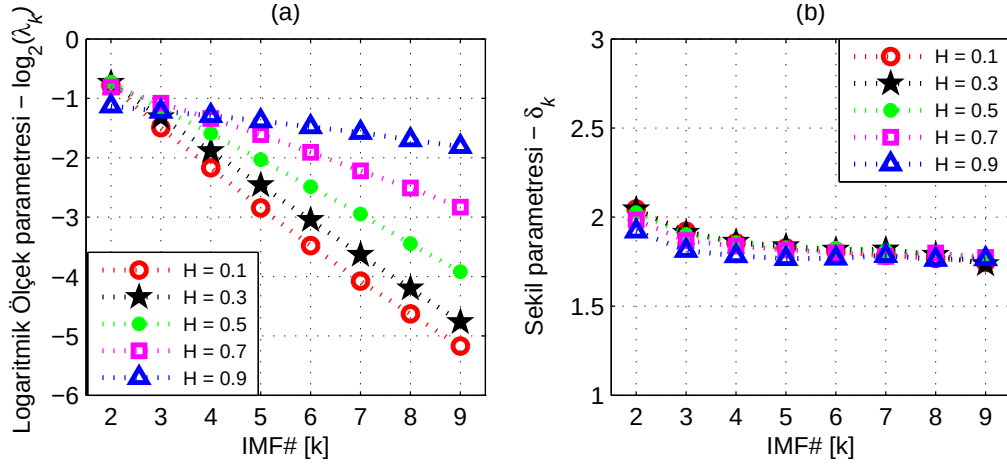


Şekil 4.10: SGG histogramları ve Weibull yoğunluk işlevleri.

Weibull olasılık yoğunluk işlevi şu şekilde ifade edilir:

$$P(a_k, \lambda_k, \delta_k) = \frac{\delta_k}{\lambda_k} \left(\frac{a_k}{\lambda_k} \right)^{\delta_k - 1} e^{-\left(\frac{a_k}{\lambda_k} \right)^{\delta_k}}, \quad a_k \geq 0 \quad (4.13)$$

Burada $\lambda_k > 0$ ölçek parametresi, $\delta_k > 0$ ise şekil parametresidir. Elde edilen Weibull dağılım parametrelerinin değişimleri Şekil 4.11'de verilmektedir.



Şekil 4.11: Weibull dağılım parametreleri; (a) $\log_2(\lambda_k)$; (b) δ_k .

Şekil parametresi (δ_k) SG aralıklarında olduğu gibi H parametresine ve IMF numarasına (k) bağlı olmayıp yaklaşık 1.8 civarında değerler almaktadır. Ancak λ_k parametresi H ve k 'ya bağlı şekilde logaritmik eksenle doğrusal bir değişim göstermektedir. Başka bir deyişle, fGn süreçlerdeki güç yasası ilişkisi λ_k parametrelerinde karşımıza çıkmaktadır. [62]'de IMF değişimleri ile IMF numarası arasında C bir sabit olmak üzere $\text{var}(d_k^H(t)) = C2^{2(H-1)k}$ bağıntısı olduğu belirtilmektedir. Weibull dağılımına sahip SG genliklerinin değişimleri ise $\text{var}(a_k) = \lambda_k^2[\Gamma(1 + \frac{2}{\delta_k}) - \Gamma^2(1 + \frac{1}{\delta_k})]$ şeklindedir (Burada $\Gamma(\cdot)$ standart gama işlevidir). IMF'ler sinüzoidal işlevler olduğundan IMF enerjileri yaklaşık " $\frac{\text{var}(a_k)}{2}$ " olarak alınabilir. Buradan;

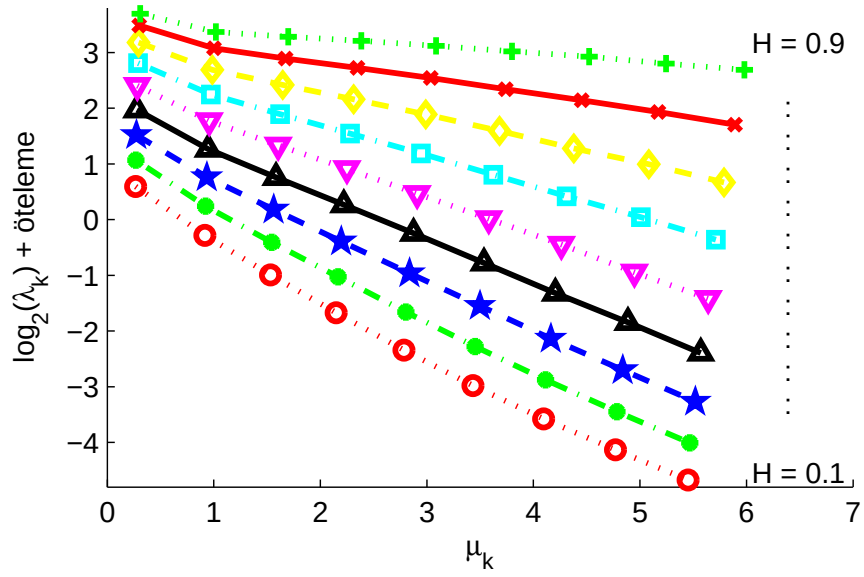
$$\log_2(\lambda_k) = (H-1)k + \frac{1}{2} \log_2\left(\frac{2C}{[\Gamma(1 + \frac{2}{\delta_k}) - \Gamma^2(1 + \frac{1}{\delta_k})]}\right) \quad (4.14)$$

bağıntısı kolaylıkla çıkarılabilir. Böylelikle Şekil 4.11-a'daki $\log_2(\lambda_k)$ değerlerinin $H-1$ eğimli doğrular şeklinde dizilmesi açıklanmış olur.

(4.12) ve (4.14) denklemleri yardımıyla fGn süreçlerin IMF'lerinin SG aralıkları ve SG genlikleri arasında şu şekilde bir bağıntı yazılabilir:

$$\log_2(\lambda_k) \propto \frac{(H-1)}{0.6931} \mu_k \quad (4.15)$$

Şekil 4.12'de farklı H değerleri için $\log_2(\lambda_k)$ 'nın μ_k 'ya göre değişimi çizdirilmiştir (Doğruların kesişme olmaksızın görülebilmeleri açısından belirli bir yukarı öteleme kullanılmıştır). Grafikteki doğruların eğimleri yaklaşık $\frac{(H-1)}{0.6931}$ şeklinde karşımıza çıkmaktadır.



Şekil 4.12: SGA ve SGG dağılım parametrelerinden $\log_2(\lambda_k)$ ve μ_k arasındaki ilişki.

4.3 SGG Dağılımlarına Analitik Yaklaşım

Önceki bölümde fGn IMF'lerinin SG genliklerinin deneysel olarak Weibull dağılımına sahip olduğu sonucuna varılmıştır. Bu bölümde ise IMF'lerin yerel en büyük ve en küçük noktalarının ve SG genliklerinin olasılık yoğunluk işlevleri analitik yoldan elde edilmektedir.

4.3.1 IMF yerel en büyük ve yerel en küçük noktalarının olasılık yoğunluk işlevleri

İlkin ayrık zamanlı bir $x[n]$ sinyalini ele alalım. Ayrık zamanlı sinyallerde yerel en büyük noktaları şu şekilde tanımlanır:

Tanım 4.3 Ayrık zamanlı bir $x[n]$ sinyali için eğer $x[k] \geq x[k-1]$ ve $x[k] \geq x[k+1]$ ise $x[k]$ yerel en büyük noktadır.

Bu durumda herhangi bir $x[k]$ noktasının yerel en büyük nokta olma olasılığı:

$$p_{max}(x) = p(x[k] = x, x[k-1] \leq x, x[k+1] \leq x) \quad (4.16)$$

şeklinde yazılabilir [112]. Sinyalin örneklerinin ilintisiz olduğu varsayımı ile,

$$\begin{aligned}
 p_{max}(x) &= p(x[k] = x)p(x[k-1] \leq x)p(x[k+1] \leq x) \\
 &= \gamma(x) \left[\int_{-\infty}^x \gamma(\theta) d\theta \right] \left[\int_{-\infty}^x \gamma(\theta) d\theta \right] \\
 &= \gamma(x) \left[\int_{-\infty}^x \gamma(\theta) d\theta \right]^2
 \end{aligned} \tag{4.17}$$

olur. Burada $\gamma(x) = p(x[k] = x)$ ayrık sinyalin olasılık yoğunluk işlevidir. [79] ve [111]'de bildirildiği gibi, beyaz gürültü IMF'leri sıfır ortalamalı, σ^2 değişintili ve normal dağılımlı olup yoğunluk işlevleri,

$$\gamma(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-x^2}{2\sigma^2}} \tag{4.18}$$

şeklindedir.

Bu durumda IMF'lerin yerel en büyük noktaları olasılık yoğunluk işlevleri:

$$\begin{aligned}
 p_{max}(x) &= \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-x^2}{2\sigma^2}} \left[\int_{-\infty}^x \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-\theta^2}{2\sigma^2}} d\theta \right] \left[\int_{-\infty}^x \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-\theta^2}{2\sigma^2}} d\theta \right] \\
 &= \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-x^2}{2\sigma^2}} \left[\int_{-\infty}^x \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-\theta^2}{2\sigma^2}} d\theta \right]^2
 \end{aligned} \tag{4.19}$$

şeklinde elde edilir.

Yerel en küçük noktalar için de benzer yaklaşım yapılabilir. Ayrık sinyallerde yerel en küçük nokta tanımı şu şekildedir:

Tanım 4.4 Ayrık zamanlı bir $x[n]$ sinyali için eğer $x[k] \leq x[k-1]$ ve $x[k] \leq x[k+1]$ ise $x[k]$ yerel en küçük noktadır.

Bu durumda herhangi bir $x[k]$ noktasının yerel en küçük olma olasılığı aşağıdaki gibidir:

$$p_{min}(x) = p(x[k] = x, x[k-1] \geq x, x[k+1] \geq x) \tag{4.20}$$

Buradan

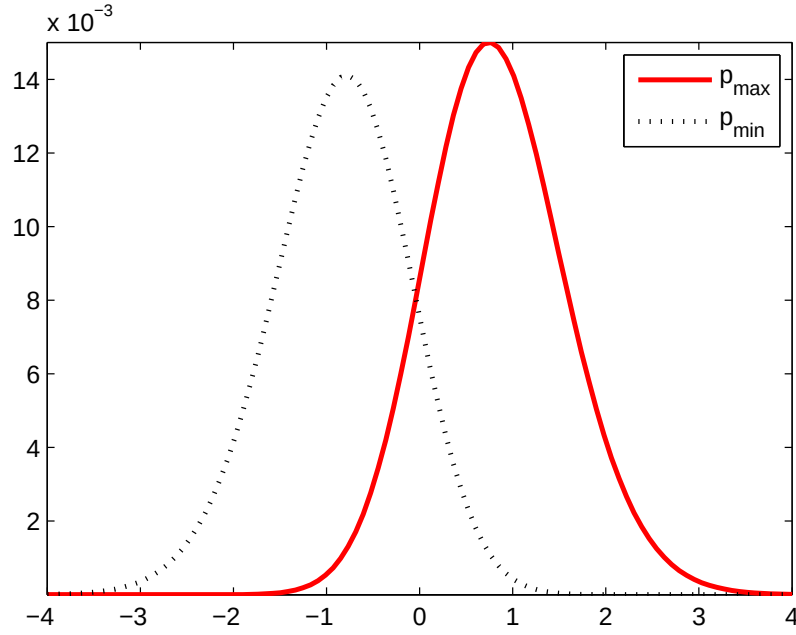
$$\begin{aligned}
 p_{min}(x) &= p(x[k] = x)p(x[k-1] \geq x)p(x[k+1] \geq x) \\
 &= \gamma(x) \left[\int_x^\infty \gamma(\theta) d\theta \right] \left[\int_x^\infty \gamma(\theta) d\theta \right] \\
 &= \gamma(x) \left[\int_x^\infty \gamma(\theta) d\theta \right]^2
 \end{aligned} \tag{4.21}$$

bulunur. Burada $\gamma(x) = p(x[k] = x)$ ayrık sinyalin olasılık yoğunluk işlevidir. Bu durumda;

$$p_{min}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-x^2}{2\sigma^2}} \left[\int_x^\infty \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-\theta^2}{2\sigma^2}} d\theta \right]^2 \quad (4.22)$$

olur.

Sıfır ortalamalı ve birim değişintili normal dağılımlı sürecin yerel en büyük ve yerel en küçük noktalarının olasılık yoğunluk işlevleri Şekil 4.13'te verilmektedir.



Şekil 4.13: Sıfır ortalamalı ve birim değişintili normal dağılımlı sürecin yerel en büyük ve yerel en küçük noktalarının olasılık yoğunluk işlevleri.

4.3.2 Gürültü IMF'lerinin SG genliklerinin olasılık yoğunluk işlevleri

Yukarı verilen tanımlar yardımıyla IMF'lerin SG genliklerinin olasılık yoğunluk işlevleri elde edilebilir. Bilindiği üzere IMF'lerde art arda iki sıfır geçiş arasında yalnızca bir tane yerel en büyük veya yerel en küçük nokta bulunur. Bu durumda IMF'lerdeki SG genlikleri yerel en büyük veya yerel en küçük değerleri olur.

İlkin ayrık zamanlı bir $d_k[n]$ IMF sinyali ele alınsın. SG genliği şu şekilde yazılır:

$$a_k[i] = \max(|d_k[n]|) | n \in [z_k[i], z_k[i+1]], i = 1, 2, \dots, Z_k - 1 \quad (4.23)$$

Bir $d_k[n]$ dizisindeki herhangi bir $d_k[j] = x$ noktasının bir SG genliği olma olasılığı,

$$p_a(x) = p(|d_k[j]| = x, |d_k[j-1]| \leq x, |d_k[j+1]| \leq x) \quad (4.24)$$

şeklinde yazılabilir. İlintisizlik özelliği kullanılarak yukarıdaki ifade şu şekilde genişletilir:

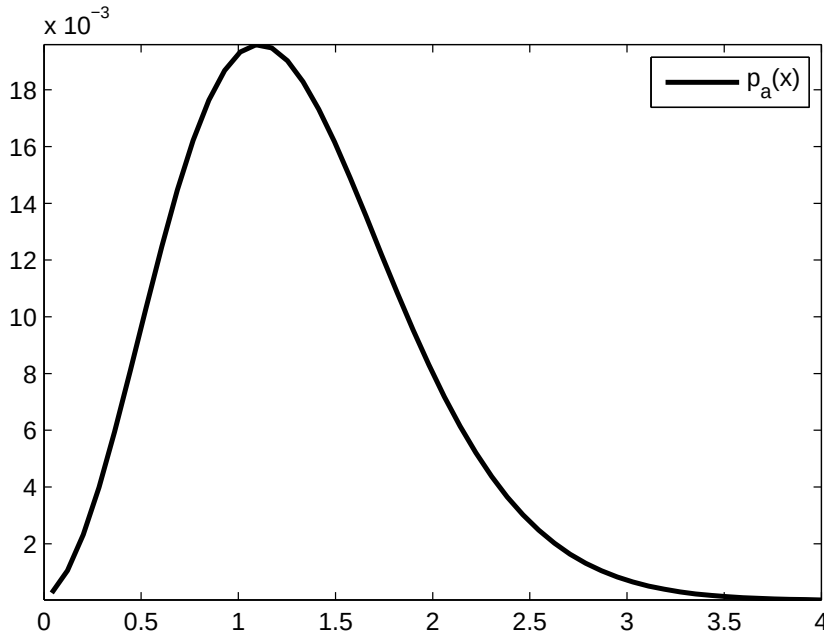
$$p_a(x) = p(|d_k[j]| = x)p(|d_k[j-1]| \leq x)p(|d_k[j+1]| \leq x) \quad (4.25)$$

$$= 2\gamma(|x|) \left[\int_0^x 2\gamma(\theta) d\theta \right] \left[\int_0^x 2\gamma(\theta) d\theta \right] \quad (4.26)$$

$$= 2\gamma(x) \left[\int_0^x 2\gamma(\theta) d\theta \right]^2 \quad (4.27)$$

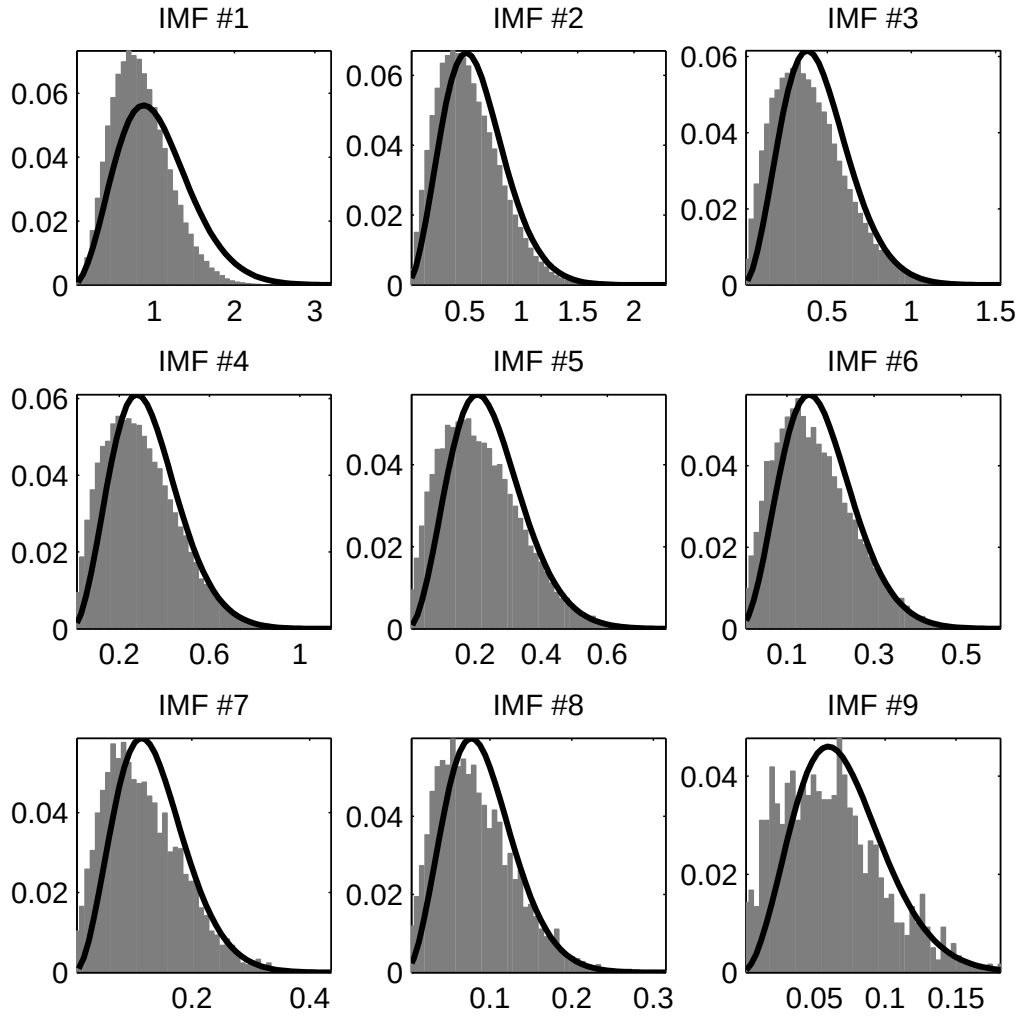
Burada $\gamma(x) = p(x[k] = x)$ yine denklem (4.18)'de verilen olasılık yoğunluk işlevidir.

Sıfır ortalamalı ve birim değişintili normal dağılımlı sürecin SG genliği yoğunluk işlevi Şekil 4.14'te verilmektedir.



Şekil 4.14: Sıfır ortalamalı ve birim değişintili normal dağılımlı sürecin SG genliği yoğunluk işlevi.

Aşağıdaki Şekil 4.15'te $H=0.5$ olan beyaz gürültü IMF'lerinin histogramları ve (4.25) bağıntısıyla analitik olarak elde edilen yoğunluk işlevleri üst üste çizdirilmiştir. Görüldüğü gibi benzer işlevler elde edilmektedir.



Şekil 4.15: $H = 0.5$ beyaz gürültünün IMF'lerinin SGG histogramları ve (4.25) bağıntısında bulunan analitik yoğunluk işlevleri.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Gürültü süreçleri bilimin her alanında karşımıza çıkmakta ve sinyal modellemelerinde modelin önemli bir parçasını oluşturmaktadır. Bu süreçlerinin uygun şekilde modellenmesi ve model parametrelerinin doğru kestirimi ile onları oluşturan sistemler ve yapılar hakkında bilgi edinmek, gürültü içerisinde sinyal sezimi, gürültü/sinyal ayrışımı vb. gibi pek çok uygulama geliştirmek mümkün olmaktadır. Modellemelerde gürültünün genellikle toplamsal, Gauss dağılımlı ve beyaz olduğu varsayılmaktadır. Ancak bu yaklaşım doğadaki gerçek sinyallerde geçerliliğini yitirmekte, doğallığın bir getirisi olarak $1/f$ (renkli) gürültüler karşımıza çıkmaktadır. Bu tezde, istatistiksel anlamda özbenzeşik $1/f$ gürültünün yanı sıra beyaz gürültü, gerekirci sinyal ve periyodik/sözde periyodik bileşenlerin çeşitli şekillerde birleştiği sinyal modelleri üzerinde durulmuştur. Her bir modelde karşılaşılabilecek önemli problemler araştırılmış ve çözüm yöntemleri önerilmiştir. Yöntemler gerçek sinyal örneklerine uygulanarak sonuçlar sunulmuştur.

5.1 Veri Modelleri

5.1.1 Model-1: Saf $1/f$ gürültü - $s(t) = x(t)$

İlk modelde sinyalin normal dağılımlı, istatistiksel anlamda özbenzeşik saf $1/f$ gürültü olduğu varsayılmıştır. Bu süreçler tek bir Hurst (H) parametresi (ilintili olarak izgesel üstel (γ) veya fraktal boyut (D)) ile ifade edilebilmektedirler. Literatürde parametre kestirimi için önerilen pek çok yöntem bulunmaktadır. Bu tezde, yaygın şekilde kullanılan bazı yöntemlerin çalışma ilkeleri Bölüm 2’de anlatılmış, Bölüm 3.1’de ise yöntemlerinin başarımlarını sınamaları benzetimler yardımıyla gerçekleştirilmiştir. Sınanan yöntemler şu şekilde sıralanmaktadır:

- Zaman Bölgesi Kestirimcileri
 - Kümelenmiş Değişimler Yöntemi (KDY)

- Mutlak Değerler Yöntemi (MDY)
- Higuchi Yöntemi (HY)
- R/S Ölçekli Düzeltilmiş Erim Yöntemi (RSY)
- Frekans Bölgesi Kestirimcileri
 - Periyodogram Tabanlı Yöntem (PTY)
 - Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Yöntem (DTY)

Sınamalar $1/f$ süreç modelleri olan, gücün düşük frekans bölgelerinde yoğunlaştığı, durağan olmayan kesirli Brown devinimi (fBm) ve fBm'lerin durağan artımları olan kesirli Gauss gürültüsü (fGn) üzerinde gerçekleştirilmiştir.

Sürecin kısa dönem bağımlı olduğu $H < 0.5$ bölgesinde doğruluktan sapması ve kestirim hatası (ortalama karekök hatası - OKH) en büyük olan yöntem RSY şeklinde karışımıza çıkmıştır. Uzun dönem bağımlı $H > 0.5$ bölgesinde ise KDY ve MDY diğer yöntemlere göre daha büyük kestirim hataları vermektedir. Genel itibariyle, kullanılan en eski ve en yaygın yöntemlerin başında gelen RSY başarımı en düşük kestirimci olarak gözlenmiştir. Zaman bölgesi kestirimcilerinin başarımları H parametresi 0.5'e yaklaştıkça artmakta, 0'a ve 1'e yaklaştıkça azalmaktadır. Bu yöntemler, sürecin zaman bölgesi özelliklerini kullanan, genellikle kümeleme (yığışım) işlemine dayalı basit yöntemler olduğundan gürbüz kestirim sonuçları verememektedir. İncelenen zaman bölgesi kestirimcilerinden başarımı en iyi olan yöntem HY olarak ortaya çıkmıştır. Özellikle $H = 0.5$ civarında başarımı en yüksek olan kestirimcidir. Ancak yöntem sadece fBm süreçler üzerinde çalıştığından, fGn analizinde parametre kestiriminden önce (birikimli toplam ile) fBm'e dönüşüm gerekmektedir. Gerçek uygulamalarda analiz edilecek sinyalin fGn veya fBm olup olmadığı hakkında bir ön bilgi bulunmaması durumunda HY ile kestirim anlamlı olmayacaktır.

Diğer yandan, sürecin frekans bölgesi özelliklerini kullanan yöntemler PTY ve DTY uzun ($1 > H > 0.5$) ve kısa dönem bağımlı ($0.5 > H > 0$) bölgelerde yüksek başarıma sahiptir. PTY yöntemi Fourier dönüşümü tabanlı olduğundan analiz edilen sürecin durağan olmasını gerektirmekte, bu bakımdan durağan olmayan fBm süreçler için uygun bir kestirim yöntemi olamamaktadır. DTY ise hem durağanlık gerektirmeme,

hem de fGn ve fBm süreçler üzerinde çalışabilmesi bakımından diğer yöntemlere üstünlük sağlamaktadır.

Analiz edilen veri boyunun kestirimcilerin başarımları üzerine etkileri incelenmiştir. Beklendiği üzere, kestirimcilerin başarımları veri boyu arttıkça iyileşme göstermektedir (düşük OKH ve sapma). Kestirimlerin ortalamalarının gerçek değerden sapmaları çok değişkenlik göstermemesine rağmen kestirimin değışintisi, ilintili şekilde OKH'sı, veri boyu artışıyla hızla azalmaktadır. PTY ve DTY'nin veri boyuna en duyarlı kestirimciler, HY'nin ise veri boyu değışiminden en az etkilenen kestirimci olduđu gözlenmiştir.

OKH ve sapma değeri açısından HY kestirimcisi DTY'ye yakın ve bazı durumlarda ($H = 0.5$ civarı) daha iyi sonuçlar vermesine rağmen işlem karmaşıklığı açısından DTY çok daha avantajlı bir yöntemdir. Sonuç olarak, süreç hakkında ön bilgi gerektirmeksizin (hem fGn hem de fBm süreçler için uygun), H 'ın tüm değeri göz önüne alındığında daha kararlı, hızlı ve doğru sonuçlar vermesi bakımından DTY tercih edilmesi gereken yöntem olarak belirlenmiştir.

5.1.2 Model-2: $1/f$ gürültü+periyodik bileşen - $s(t) = x(t) + p(t)$

İkinci model $1/f$ gürültüye tek vey çoklu ton periyodik bileşen eklenmesi ile oluşturulmuştur. Bu modelin tanımlandığı bölümde periyodiklik karışımının H kestirim yöntemleri üzerine etkileri analitik olarak incelenmiş ve sonuçlar benzetimlerle desteklenmiştir. İnceleme sonucunda tüm kestirimcilerin başarımlarının periyodiklikten olumsuz şekilde etkilendiği görülmüştür. Zaman bölgesi kestirimcileri doğru kestirim verememesine karşın, bazı durumlarda bağlanım çizimlerinde olağan dışı bir davranış göstermemektedir. Bu yüzden görsel analiz için uygun değillerdir. DTY ve PTY ise, bağlanım çizimlerinde doğrudan periyodiklikle ilişkilendirilebilecek sıçramalar gösterdiğinden, periyodiklik karışımının gözlenmesinde en uygun yöntemler olarak karşımıza çıkmıştır. Ağ trafiği verileri örneğinde olduğu gibi içerisinde periyodiklik karışımı olan gerçek veri analizlerinde, çok sayıda kestirim yönteminin paralel kullanılarak değerlendirme yapılması gerekmektedir.

5.1.3 Model-3: $1/f$ gürültü+beyaz gürültü - $s(t) = x(t) + g(t)$

Bu model $1/f$ gürültü ve toplamsal beyaz gürültünün belirli oranda karışımı şeklinde oluşturulmuştur. Bu tezde, modeldeki $1/f$ gürültünün özbenzeşiklik parametresi (γ veya H) ve gürültü karışım oranlarının kestirimi için dalgacık dönüşümü tabanlı bir yöntem önerilmiştir. Önerilen yöntem GPS zaman serileri kalıntı sinyallerine ve jeofonlar ile kaydedilmiş sismik arkaplan gürültülerine uygulanarak model parametreleri kestirilmiştir. Yapılan gözlemler sonucunda GPS kalıntı sinyallerinin beyaz gürültü ve kırpışma gürültüsünün ($\gamma = 1$) belirli oranlarda karışımı şeklinde karşımıza çıktığı söylenebilir.

5.1.4 Model-4: $1/f$ gürültü+beyaz gürültü+gerekirci sinyal - $s(t) = x(t) + g(t) + b(t)$

Bu model bir önceki modeldeki $1/f$ ve beyaz gürültü bileşenlerine gerekirci bir sinyalin eklenmesi ile oluşturulmuştur. Burada gerekirci sinyal ile gürültü bileşenlerinin birbirinden ayrıştırılması problemi üzerine çalışılmış ve Görgül Kip Ayrışımı yönteminin kullanılması önerilmiştir. Modele örnek olarak GPS zaman serileri verilmiş, GKA yöntemi ile gürültü süzme ve yönseme giderme uygulamaları anlatılmıştır. Gerekirci sinyalin yapısı hakkında herhangi bir ön varsayım yapmaksızın GPS zaman serilerinin otomatik modellenmesi ve gürültüden arındırılması gerçekleştirilmiştir. GPS sinyali üzerindeki gürültünün gücü zamanla değişse dahi yöntem yerel çalıştığından gürültüden arındırma gürbüz şekilde gerçekleştirilebilmektedir.

5.1.5 Model-5: $1/f$ gürültü+sözde periyodik bileşen

Son model $1/f$ gürültü ve sözde periyodik bileşenin toplamsal birleşimi şeklinde oluşturulmuştur. Bu modele örnek olarak günlük sıcaklık değişimleri sebebiyle içerisinde yaklaşık bir-gün periyotlu (sözde periyodik) salınımlar barındıran toprak radon gazı çıkış verileri gösterilmiştir. Buradaki temel problem olan arkaplan gürültünün sözde periyodik etkilerden arındırılması problemi toplamsal GKA tabanlı bir algoritma ile çözülmüştür. Sözde periyodik etkilerin ortadan kaldırılması sismik

hareketler ile toprak radon gazı çıkışı arasındaki ilişkinin daha sağlıklı şekilde gözlenmesini sağlamaktadır.

Önerilen modellerin tezde verilen örnekler dışında pek çok kullanım alanı bulunmaktadır. Örneğin sualtı ortam gürültüsü sinyalleri, meteorolojik veriler, EKG ve EEG sinyalleri, ekonomik veriler vb. sinyaller tezde tanımlanan modeller ile modellenip sinyal/gürültü ayrıştırmaları, sınıflandırma ve örüntü tanıma gibi uygulamalar gerçekleştirilebilir.

Burada önerilen modeller istatistiksel ve gerekirci bileşenlerin toplamsal şekilde karıştığı modellerdir. Ancak bazı durumlarda daha karmaşık model yapıları gerekebilir. Örneğin toprak radon gazı çıkış verileri, radon gaz bulutunun kırıklı ve gözenekli topraktaki çeşitli yollardan geçerek 3-boyutlu rasgele yürüyüş yapacak şekilde ilerlerlediği ve Poisson dağılımına göre atılan alfa parçacıklarının 15 dk'lık sürelerde sayıldığı bir süreç şeklinde düşünülebilir. Bu örnekteki gibi karmaşık yapıları ifade edebilecek yeni model önerilerine ihtiyaç vardır. Ayrıca, modeller H parametresinin zamanın bir işlevi olduğu çoklu fraktal süreçleri içerecek şekilde genişletilebilir.

5.2 GKA Çalışmaları

Tezin son bölümünde, yukarıda anlatılan modellerdeki problemlerin çözümünde sıklıkla kullanılan GKA yönteminin gürültü sinyalleri üzerindeki davranışları incelenmiştir. Geniş bantlı gürültü analizinde GKA uyarlamalı süzgeçlerden oluşmuş ikici bir süzgeç kümesi şeklinde çalışmaktadır. Bu tezde beyaz ve $1/f$ gürültü süreçleri GKA ile bileşenlerine (IMF) ayrılmış ve IMF'lerin sıfır geçiş aralıkları ve sıfır geçiş genliklerinin istatistiksel karakteristikleri (olasılık yoğunluk işlevleri) ortaya çıkarılmıştır. Gürültü IMF'leri incelendiğinde genliklerinin (1. IMF hariç) yaklaşık normal dağılıma sahip oldukları gözlenmiştir. Belirli aday dağılımlar incelendiğinde, gürültü IMF'lerinin sıfır geçiş aralıklarına en uygun dağılım Log-normal, sıfır geçiş genliklerine en uygun dağılım ise Weibull olarak bulunmuştur. Kestirilen dağılım parametreleri ile incelenen verinin H parametresi arasında bir ilişki bulunmuş ve raporlanmıştır. Son olarak SG genliklerinin dağılımları analitik bir yaklaşımla türetilmiştir. Elde edilen sonuçlar, gürültü süzme, yönseme giderme, ve sinyal

sınıflandırma gibi uygulamalarda kullanılabilirler. Ayrıca gürültü içerisinde geçişli sinyal sezimi ve sinyallerin durağanlık testleri uygulamaları da gerçekleştirilebilir.

GKA yerel çalışan bir model olup birkaç uçnokta ile algoritma çalıştırılıp sonuç elde edilebilmektedir. Bu durumda gerçek zamanlı sinyal ayrıştırma uygulamalarında çalışabilecek GKA algoritması tanımı yapılabilir. Gerçek zamanlı GKA tanımlanabilirse, önemli uygulama alanlarının bulunacağı kesindir.

GKA'nın matematiksel açıklaması henüz yapılamamıştır. Bu tez çalışmamızın bir bölümünde GKA'nın deneysel analizleri gerçekleştirilmektedir. Ancak yöntemin en temel problemlerinden birisi matematiksel bir ifadesinin olmayışıdır. Yöntemin matematiksel ifadesinin çıkarılması halihazırda açık bir problemdir.

Son zamanlarda sinyalleri seyrek şekilde ifade etme konusunda çalışmalar yürütülmektedir. GKA'nın ve ilintili olarak Hilbert-Huang izgesinin bu konuda ne şekilde kullanılabileceği üzerine gidilmesi gereken bir problem olarak öngörülmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] **Vaseghi, S. V.** 2000. *Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction* (2nd Edition), John Wiley and Sons.
- [2] **Manolakis, C. D. G., Ingle, V. K. and Kogon, S. M.** 2005. *Statistical and Adaptive Signal Processing: Spectral Estimation, Signal Modeling, Adaptive Filtering, and Array Processing*, ArtechHouse Inc., Norwood, MA.
- [3] **Montanari, A., Taqqu, M. S. and Teverovsky, V.** 1999. Estimating Long-range Dependence in the Presence of Periodicity: an Empirical Study, *Journal of Mathematical and Computer Modeling*, **29**, 217–228.
- [4] **Karagiannis, T., Faloutsos, M. and Riedi, R.** 2002. Long-Range Dependence: Now you see it, now you don't!, *Global Internet Symposium (IEEE GLOBECOM)*, Taipei, Taiwan.
- [5] **Baykut, S., Erol, M., Özkurt, T. E. and Akgül, T.** 2005. Kesirli Brown Devinimlerinde Hurst Parametresi Kestirim Yöntemlerinin Karşılaştırılması, 13. *IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (IEEE-SIU'05)*, Kayseri, Türkiye.
- [6] **Özkurt, T. E., Akgül, T. and Baykut, S.** 2006. Principal Component Analysis of the Fractional Brownian Motion for $0 < H < 0.5$, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (IEEE-ICASSP'06)*, Toulouse, France.
- [7] **Akgül, T., Baykut, S., Erol, M. and Oktuğ, S.** 2011. Periodicity-based Anomalies in Self-similar Network Traffic Flow Measurements, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, **60(4)**, 1358–1366.
- [8] **Baykut, S., Özkurt, T. E., Erol, M. and Akgül, T.** 2005. The Influence of a Single Tone Sinusoid Over Hurst Estimators, *European Signal Processing Conference (EUSIPCO-2005)*, Antalya, Turkey.
- [9] **Baykut, S., Akgül, T. and Ergintav, S.** 2007. Estimation of Spectral Exponent Parameter of $1/f$ Process in Additive White Background Noise, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, **2007(63219)**.
- [10] **Baykut, S., Erol, M. and Akgül, T.** 2006. Estimation of the Spectral Exponent of $1/f$ Process Corrupted by White Noise, *European Signal Processing Conference (EUSIPCO-2006)*, Florence, Italy.
- [11] **Akgül, T., Baykut, S., İnan, S. and Ergintav, S.** 2009. Analysis of $1/f$ Noise Characteristics of Geo-Signals, *European Conference on Noise Control (EURONOISE-2009)*, Edinburgh, Scotland.

- [12] **Baykut, S., Akgül, T. and Ergintav, S.** 2006. GPS Verilerinin Modellenmesi ve GPS Gürültüsü Analizi, *16. IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (IEEE-SIU'06)*, Antalya, Türkiye.
- [13] **Baykut, S., Akgül, T. and Ergintav, S.** 2009. GPS Zaman Serisi Verilerinin GKA Tabanlı Analizi ve Gürültüden Arındırılması, *17. IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (IEEE-SIU'09)*, Antalya, Türkiye.
- [14] **Baykut, S., Akgül, T., İnan, S. and Seyis, C.** 2010. Observation and Removal of Daily Quasi-Periodic Components in Soil Radon Data, *Radiation Measurements*, **45(7)**, 872–879.
- [15] **Baykut, S. and Akgül, T.** 2011. Kesirli Gauss Gürültüsü Öz Kip İşlevlerinin Sıfır-Geçiş Karakteristikleri, *19. IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (IEEE-SIU'11)*, Antalya, Türkiye.
- [16] **Baykut, S. and Akgül, T.** 2010. Multiscale Zero-Crossing Statistics of Intrinsic Mode Functions for White Gaussian Noise, *European Signal Processing Conference (EUSIPCO-2010)*, Aalborg, Denmark.
- [17] **Baykut, S., Gonçalves, P., Luppi, P. H., Abry, P., de Souza Neto, E. P. and Gervasoni, D.** 2009. EMD-Based Analysis of Rat EEG Data For Sleep State Classification, *International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing*, Porto, Portugal.
- [18] **Cohen, L.** 2005. The History of Noise, *IEEE Signal Processing Magazine*, **22(6)**, 20–45.
- [19] **Einstein, A.** 1905. On the Movement of Small Particles Suspended in Stationary Liquids Required by the Molecular-Kinetic Theory of Heat, *Annalen der Physik*, **17**, 549–560.
- [20] **Wornell, G. W.** 1995. *Signal Processing with Fractals: A Wavelet-Based Approach*, Prentice Hall, NJ, USA.
- [21] **Beran, J.** 1994. *Statistics for Long-Memory Processes*, Chapman & Hall.
- [22] **Mandelbrot, B. B.** 1983. *Fractal Geometry of Nature*, W.H. Freeman and Company, NY, USA.
- [23] **Akgül, T., Baykut, S., Saatçılar, R., Ergintav, S. and Canan, S.** 2005. Underwater Multi-Component Acoustic Signal Recording System and Advanced Ambient Noise Analysis Methods, *TICA-2005 (New Concepts for Harbour Protection, Littoral Security, and Underwater Acoustic Communications)*, Istanbul, Turkey.
- [24] **Mandelbrot, B. B. and Ness, J. W. V.** 1968. Fractional Brownian Motions, Fractional Noise and Applications, *SIAM Review*, **10(4)**, 422–437.
- [25] **Ninness, B.** 1998. Estimation of $1/f$ Noise, *IEEE Transactions on Information Theory*, **44(1)**, 32–46.

- [26] **Langbein, J. and Johnson, H.** 1997. Correlated Errors in Geodetic Time Series: Implications for Time-Dependent Deformation, *Journal of Geophysical Research*, **102**, 591–604.
- [27] **Williams, S. D. P., Bock, Y., P. Fang, P. J., Nikolaidis, R. M., Prawirodirdjo, L., Miller, M. and Johnson, D. J.** 2004. Error Analysis of Continuous GPS Position Time Series, *Journal of Geophysical Research*, **109(B03412)**.
- [28] **Baykut, S. and Akgül, T.** 2004. Kadın/Erkek Ötümlü Ses Kalıntılarının $1/f$ Özelliğinin İncelenmesi, 12. *IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (IEEE-SIU'04)*, Kuşadası, Türkiye.
- [29] **Li, Y., Akgül, T. and Onaral, B.** 1999. A Speech Quality Enhancement Method Using the $1/f$ Nature of Speech Residual Signal, 33rd *Annual Conference on Information Science and Systems*, pp. 534–539.
- [30] **DePetrillo, P. B., Speers, D. and Ruttimann, U. E.** 1999. Determining the Hurst Exponent of Fractal Time Series and Its Application to Electrocardiographic Analysis, *Computers in Biology and Medicine*, **29(6)**, 393–406.
- [31] **Li, W., Marr, T. G. and Kaneko, K.** 1994. Understanding long-range correlations in DNA sequences, *Physical Review Letters*, **75**, 392–416.
- [32] **Peng, C. K., Mietus, J., Hausdorff, J. M., Havlin, S., Stanley, H. E. and Goldberger, A. L.** 1993. Long Range Anticorrelations and Non-Gaussian Behavior of the Heartbeat, *Physical Review Letters*, **70(9)**, 1343–1346.
- [33] **Voss, R. F.** 1992. Evolution of Long-range Fractal Correlations and $1/f$ Noise in DNA Base Sequences, *Physics Review Letters*, **68(25)**, 3805–3808.
- [34] **Abry, P. and Veich, D.** 1998. Wavelet Based Analysis of Long-range Dependent Traffic, *IEEE Transaction on Information Theory*, **44(1)**, 2–15.
- [35] **Bregni, S. and Erangoli, W.** 2005. Fractional Noise in Experimental Measurements of IP Traffic in a Metropolitan Area Network, *IEEE-GLOBECOM*, St. Louis, USA.
- [36] **Leland, W. E., Taqqu, M. S., Willinger, W. and Wilson, D. V.** 1994. On the Self-Similar Nature of Ethernet Traffic (extended version), *IEEE/ACM Transactions on Networking*, **2(1)**, 1–15.
- [37] **Taqqu, M. S., Teverovsky, V. and Willinger, W.** 1995. Estimators for Long-range Dependence: An Empirical Study, *Fractals*, **3(4)**, 785–798.
- [38] **Musha, T., Gabor, B. and Shoji, M.** 1990. $1/f$ Photon-number Fluctuations in Quartz Observed by Light Scattering, *Physics Review Letters*, **64(20)**, 2394–2397.
- [39] **Bektaş, C., Baykut, S. and Akgül, T.** 2007. Long-Range Dependence Analysis in Daily Returns and Absolute Returns of the International Stock Markets, 5th *INFINITI Conference on International Finance*, Dublin, Ireland.

- [40] **Keshner, M. S.** 1982. $1/f$ Noise, *Proceedings of the IEEE*, **70(3)**, 212–218.
- [41] **Scales, J. A. and Snieder, R.** 1998. What is Noise?, *Geophysics*, **63(4)**, 1122–1124.
- [42] **Wornell, G. W.** 1993. Wavelet-Based Representations for the $1/f$ Family of Fractal Processes, *Proc. of IEEE*, **81(10)**, 1428–1450.
- [43] **Mandelbrot, B. B.** 1975. *Les Objets fractals : Forme, Hasard et Dimension, Survol du Langage Fractal* (Fransızca), Flammarion, Paris, France.
- [44] **Granger, C. W. J. and Joyeux, R.** 1980. An Introduction to Long-Memory Models and Fractional Differencing, *Journal of Time Series Analysis*, **1**, 15–29.
- [45] **Hosking, J. R. M.** 1981. Fractional Differencing, *Biometrika*, **68**, 165–176.
- [46] **Abry, P., Goncalves, P. and Flandrin, P.** 1995. Wavelets, spectrum analysis and $1/f$ processes, *Lectures Notes in Statistics: Wavelets and Statistics*, (A. Antoniadis, Ed.), **103**, 15–29.
- [47] **Higuchi, T.** 1988. Approach to an Irregular Time Series on the Basis of the Fractal Theory, *Physica D*, **31(2)**, 277–283.
- [48] **Goncalves, P. and Riedi, R.** 1999. Wavelet Analysis of Fractional Brownian Motion in Multifractal Time, *17th Colloquium GRETSI*, Vannes, France.
- [49] **Kaplan, L. M. and Kuo, C. C. J.** 1993. Fractal Estimation from Noisy Data via Discrete Fractional Gaussian Noise (DFGN) and the Haar Basis, *IEEE Transactions on Signal Processing*, **41(12)**, 3554–3562.
- [50] **Wornell, G. W. and Oppenheim, A. V.** 1992. Estimation of Fractal Signals from Noisy Measurements Using Wavelets, *IEEE Transactions on Signal Processing*, **40(3)**, 611–623.
- [51] **Du, L., Zhuang, Y. and Wu, Y.** 2002. $1/f$ Noise Separated from White Noise with Wavelet Denoising, *Microelectronic Reliability*, **42**, 183–188.
- [52] **Kogon, S. M. and Manolakis, D. G.** 1996. Signal Modeling with self-similar α -Stable Processes: The fractional Levy Stable Motion Model, *IEEE Transactions on Signal Processing*, **44(4)**, 1006–1010.
- [53] **Mallat, S.** 1998. *A Wavelet Tour on Signal Processing* (2nd edition), Academic Pres, CA, USA.
- [54] **Mallat, S.** 1991. Zero-Crossings of a Wavelet Transform, *IEEE Transactions on Information Theory*, **37(4)**, 1019–1033.
- [55] **Gao, J. B., Cao, Y. H. and Lee, J. M.** 2003. Principal Component Analysis of $1/f$ Noise, *Physics Letters A*, **314**, 392–400.
- [56] **Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. L., Shih, H. H., Zheng, Q., Yen, N. C., Tung, C. C. and Liu, H. H.** 1998. The Empirical Mode Decomposition and Hilbert Spectrum for Nonlinear and Nonstationary Time Series Analysis, *Proc. Roy. Soc. London A*, **454**, 903–995.

- [57] **Flandrin, P., Rilling, G. and Goncalves, P.** 2004. Empirical Mode Decomposition as a Filter Bank, *IEEE Signal Processing Letters*, **11(2)**, 112–114.
- [58] **Flandrin, P., Goncalves, P. and Rilling, G.** 2004. Detrending and Denoising with Empirical Mode Decompositions, *European Signal Processing Conference (EUSIPCO-2004)*, Wien, Austria, pp. 1581–1584.
- [59] **Rilling, G., Flandrin, P. and Goncalves, P.** 2003. On Empirical Mode Decomposition and its Algorithms, *IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing (NSIP-03)*, Grado.
- [60] **Rilling, G. and Flandrin, P.** 2008. One or Two Frequencies? The Empirical Mode Decomposition Answers, *IEEE Transactions on Signal Processing*, **56(1)**, 85–95.
- [61] **Goncalves, P., Abry, P., Rilling, G. and Flandrin, P.** 2007. Fractal Dimension Estimation: Empirical Mode Decomposition Versus Wavelets, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP'07)*, Honolulu, Hawaii, USA.
- [62] **Rilling, G., Flandrin, P. and Goncalves, P.** 2005. Empirical mode decomposition, fractional Gaussian noise and Hurst exponent estimation, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP'05)*, USA.
- [63] **Erol, M., Akgul, T., Oktug, S. and Baykut, S.** 2006. On the Use of Principle Component Analysis for the Hurst Parameter Estimation of Long-Range Dependent Network Traffic, *The 21st International Symposium on Computer and Information Sciences*, Istanbul, Turkey.
- [64] **Crilly, A. J., Earnshaw, R. A. and Jones, H.** 1991. *Fractals and Chaos*, Springer-Verlag, NY, USA.
- [65] **Peitgen, H. O. and Saupe, D.** 1988. *The Science of Fractal Images*, Springer-Verlag, NY, USA.
- [66] **Jeong, H. D., McNickle, D. and Pawlikowski, K. A.** 1998. Generator of Pseudo-random Self-Similar Sequences Based on SRA, *Tech. Rep. TRCOSC 9/98*, Department of Computer Science, University of Canterbury, Christchurch, New Zealand.
- [67] **Lau, W. C., Erramilli, A., Wang, J. L. and Willinger, W.** 1995. Self-similar Traffic Generation: The Random Midpoint Displacement Algorithm and Its Properties, *IEEE International Conference on Communications*, Seattle, WA, USA, pp. 466–472.
- [68] **Paxson, V.** 1997. Fast, Approximate Synthesis of Fractional Gaussian Noise for Generating Self-Similar Network Traffic, *Computer Communication Review, ACM SIGCOMM*, **27(5)**, 5–18.
- [69] **Dietrich, C. R. and Newsam, G. N.** 1997. Fast and Exact Simulation of Stationary Gaussian Processes through Circulant Embedding of the Covariance Matrix, *SIAM J. Sci. Comput.*, **18(4)**, 1088–1107.

- [70] **Perrin, E., Harba, R., Jennane, R. and Iribarren, I.** 2002. Fast and exact synthesis for 1-D fractional Brownian motion and fractional Gaussian noises, *IEEE Signal Processing Letters*, **9(11)**, 382–384.
- [71] **Stoev, S., Taqqu, M., Park, C. and Marron, J. S.** 2005. On the Wavelet Spectrum Diagnostic for Hurst Parameter Estimation in the Analysis of Internet Traffic, *Computer Networks*, **48(3)**, 423–445.
- [72] **Stoica, P. and Moses, R. L.** 1997. *Introduction to Spectral Analysis*, Prentice Hall, NJ, USA.
- [73] **Giorgi, G. and Narduzzi, C.** 2008. A Study of Measurement-Based Traffic Models for Network Diagnostics, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, **57(8)**.
- [74] **URL-1** 2002. <<http://www-dirt.cs.unc.edu/ts/>>, UNC DIRT Laboratory Internet Traces.
- [75] **URL-2** 2006. <<http://tracer.csl.sony.co.jp/mawi/>>, MAWI Project Traffic Archive.
- [76] **Mao, A., Harrison, C. G. A. and Dixon, T. H.** 1999. Noise in GPS coordinate time series, *Journal of Geophysical Research*, **104(B2)**, 2797–2816.
- [77] **Agnew, D. C.** 1992. The Time-domain Behavior of Power-law Noises, *Geophysical Research Letters*, **19(4)**, 333–336.
- [78] **Nikolaidis, R.** 2002. Observation of Geodetic and Seismic Deformation with the Global Positioning System, *Doktora Tezi*, Univ. of California San Diego, USA.
- [79] **Wu, Z. and Huang, N. E.** 2004. A study of the Characteristics of White Noise Using the Empirical Mode Decomposition Method, *Proc. Roy. Soc. London A*, **460**, 1597–1611.
- [80] **Inan, S., Akgül, T., Seyis, C., Saatçilar, R., Baykut, S., Ergintav, S. and Baş, M.** 2008. Geochemical monitoring in the Marmara region (NW Turkey): A search for precursors of seismic activity, *Journal of Geophysical Research, Solid Earth*, **113(B03401)**.
- [81] **Inan, S. and Seyis, C.** 2010. Soil radon observations as possible earthquake precursors in Turkey, *Acta Geophysica*, **58**, 828–837.
- [82] **Wu, Z. and Huang, N.** 2005. Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Noise-assisted Data Analysis Method, *Tech. Rep. Centre for Ocean-Land-Atmosphere Studies Calverton, MD, USA*, **193**.
- [83] **Sultankhodhaev, G.** 1984. Earthquake Prediction, *UNESCO, Paris*, 181–191.
- [84] **Wakita, H., Nakamura, Y. and Sano, Y.** 1988. Short-term and Intermediate-term Geochemical Precursors, *Pure Appl. Geophys.*, **125**, 267–278.
- [85] **Thomas, D. and Holdford, J. C. D.** 1992. Experimental Design for Soil Gas Radon Monitoring, *Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry*, **161**, 313–323.

- [86] **Virk, H. and Singh, B.** 1993. Radon Anomalies in Soil Gas and Groundwater as Earthquake Precursor Phenomena, *Tectonophysics*, **227**, 215–224.
- [87] **King, J., Koizumi, Y. and Kitagawa, Y.** 1995. Hydrogeochemical Anomalies and the 1995 Kobe Earthquake, *Science*, **269**, 38–39.
- [88] **Wattananikorn, K., Kanaree, M. and Wiboolsake, S.** 1998. Soil Gas Radon as an Earthquake Precursor: Some Considerations on Data Improvement, *Radiation Measurements*, **29**, 593–598.
- [89] **Toutain, J. and Baubron, J.** 1999. Gas Geochemistry and Seismotectonics: A Review, *Tectonophysics*, **304**, 127.
- [90] **Virk, H., Walia, V., Sharma, A., Kumar, N. and Kumar, R.** 2000. Correlation of Radon Anomalies with Microseismic Events in Kangra and Chamba Valleys of N-W Himalaya, *Geofisica Internacional*, **39(3)**, 221–227.
- [91] **Chyi, L., Chou, C., Yang, T. and Chen, C.** 2001. Continuous Radon Measurements in Faults and Earthquake Precursor Pattern Recognition, *Western Pacific Earth Sci.*, **1(2)**, 43–72.
- [92] **Martin-Luis, C., Quesada, M., Darwich, A., DelaNuez, J. and Coello, J.** 2002. A new Strategy to Measure Radon in an Active Volcanic Island (Tenerife, Canary Islands), *Environ. Geol.*, **43**, 72–78.
- [93] **Planinic, J., Radolic, V. and Vukovic, B.** 2004. Radon as an Earthquake Precursor, *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A*, **530**, 568–574.
- [94] **Miklavcica, I., Radolica, V., Vukovica, B., Pojea, M., Vargaa, M., Stanica, D. and Planinic, J.** 2008. Radon Anomaly in Soil Gas as an Earthquake Precursor, *Applied Radiation and Isotopes*, **66**, 1459–1466.
- [95] **Klusman, R. and Webster, J.** 1981. Meteorological Noise in Crustal Gas Emission and Relevance to Geochemical Exploration, *J. Geochem. Explor.*, **15**, 63–76.
- [96] **Winkler, R., Ruckerbauer, F. and Bunzl, K.** 2001. Radon Concentration in Soil Gas: A Comparison of the Variability Resulting from Different Methods, Spatial Heterogeneity and Seasonal Fluctuations, *The Science of the Total Environment*, **272**, 273–282.
- [97] **Tanner, A.** 1980. Radon Migration in the Ground: A Supplementary Review, *Proceedings of the Natural Radiation Environment*, U.S. Department of Energy Report, **111**, 5–56.
- [98] **Washington, J. and Rose, A.** 1990. Regional and Temporal Relations of Radon in Soil Gas to Soil Temperature and Moisture, *Geophysical Research Letters*, **17**, 829–832.
- [99] **Finkelstein, M., Eppelbaum, L. and Price, C.** 2006. Anaylysis of Temperature Influences on the Amplitud-Frequency Characteristics of Rn Gas Concentration, *Journal of Environmental Radioactivity*, **86**, 251–270.

- [100] **Fujiyoshi, R., Sakamoto, K., Imanishi, T., Sumiyoshi, T., Sawamura, S., Vaupotic, J. and Kobal, I.** 2006. Meteorological Parameters Contributing to Variability in Rn^{222} Activity Concentrations in Soil Gas at a Site in Sapporo, Japan, *Science of the Total Environment*, **370**, 224–234.
- [101] **Prasad, G., Prasad, Y., Gusain, G. and Ramola, R.** 2008. Measurement of Radon and Thoron Levels in Soil, Water and Indoor Atmosphere of Budhakedar in Garhwal Himalaya, India, *Radiation Measurements*, **43**, 375–379.
- [102] **Kedem, B.** 1986. Spectral Analysis and Discriminant by Zero-Crossings, *Proceedings of the IEEE*, **74(11)**, 1477–1493.
- [103] **Sreenivas, T. V. and Niederjohn, R. J.** 1992. Zero-Crossing Based Spectral Analysis and SVD Spectral Analysis for Formant Frequency Estimation in Noise, *IEEE Transactions on Signal Processing*, **40(2)**, 282–293.
- [104] **Rice, O. S.** 1944(1945). Mathematical Analysis of Random Noise, *Bell Syst. Tech. J.*, **23(24)**, 282–332(46156).
- [105] **Blötekjaer, K.** 1958. An Experimental Investigation of Some Properties of Band-Pass Limited Gaussian Noise, *Trans. Inst. Rad. Engrs.*, **IT-4**, 100–102.
- [106] **Longuet-Higgins, M. S.** 1962. The Distribution of Intervals Between Zeros of a Stationary Random Function, *Philosophical Transactions of The Royal Society A*, **254**, 557–599.
- [107] **McFadden, J. A.** 1956. The Axis-Crossing Intervals of Random Functions, *IRE Transactions of the Professional Group on Information Theory*, **2**, 146–150.
- [108] **McFadden, J. A.** 1958. The Axis-Crossing Intervals of Random Functions-II, *IRE Transactions on Information Theory*, **IT-4**, 14–24.
- [109] **Abdellani, F., Rasigni, G., Rasigni, M. and Lebaria, A.** 1992. Distribution of Zero Crossings for the Profile of Random Rough Surfaces, *Applied Optics*, **31(22)**, 4534–4539.
- [110] **Hopcraft, K. I., Ingrey, P. C. and Jakeman, E.** 2007. Power-law-distributed Level Crossings Define Fractal Behavior, *Physical Review E*, **76(031134)**, 1–11.
- [111] **Flandrin, P. and Goncalves, P.** 2004. Empirical Mode Decomposition as Data-Driven Wavelet-like Expansions, *Int. Jrn. of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, **2(4)**, 1–20.
- [112] **Flandrin, P. and Goncalves, P.** 2003. Sur la Décomposition Modale Empirique (Fransızca), *GRETSI-03*, Paris, France.
- [113] **Robert, C., Guilpin, C. and Limoge, A.** 1999. Automated Sleep Staging Systems in Rats, *Journal of Neuroscience Methods*, **88(2)**, 111–122.

- [114] **Vyazovskiy, V. V., Borbély, A. A. and Tobler, I.** 2002. Interhemispheric Sleep EEG Asymetry in the Rat is Enhanced by Sleep Deprivation, *J. Neurophysiology*, **88**, 2280–2286.
- [115] **Estrada, E., Nazeran, H., Nava, P., Behbehani, K., Burk, J. and Lucas, E.** 2004. EEG Feature Extraction for Classification of Sleep Stages, 26th *Annual International Conference of the IEEE EMBS*, San Francisco, USA.
- [116] **Hese, P. V., Philips, W., Koninck, J. D., de Walle, R. V. and Lemahieu, I.** 2001. Automatic Detection of Sleep Stages Using the EEG, 23rd *Annual International Conference of the IEEE EMBS*, Istanbul, Turkey.
- [117] **Vivaldi, E. A. and Bassi, A.** 2006. Frequency Domain Analysis of Sleep EEG for Visualization and Automated State Detection, 28th *Annual International Conference of the IEEE EMBS*, New York City, USA.
- [118] **Corsi-Cabrera, M., Pérez-Garci, E., Rio-Portilla, Y. D. and E. Ugalde, M. A. G.** 2001. EEG Bands During Wakefulness, Slow-Wave, and Paradoxical Sleep As a Result of Principal Component Analysis in the Rat, *Sleep*, **24(4)**, 374–380.
- [119] **Gervasoni, D., Lin, S. C., Ribeiro, S., Soares, E. S., Pantoja, J. and Nicolelis, M. A. L.** 2004. Global Forebrain Dynamics Predict Rat Behavioral States and Their Transitions, *The Journal of Neuroscience*, **24(49)**, 11137–11147.
- [120] **Gottesmann, C., Lacoste, G., Rodrigues, L., Kirkham, P., Arnaud, C. and Rallo, J. L.** 1976. Method of Automatic Analysis and Quantification of Wakefulness-sleep Behavior in the Rat, *Rev. Electroencephalogr. Neurophysiol. Clin.*, **6**, 37–49.
- [121] **Timo-Iaria, C., Negrao, N., Schmidek, W. R., Hoshino, K., de Menezes, C. E. L. and da Rocha, T. L.** 1970. Phases and States of Sleep in the Rat, *Physiol. Behav.*, **5**, 1057–1062.
- [122] **Winson, J.** 1974. Patterns of Hippocampal Theta Rhythm in the Freely Moving Rat, *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, **36**, 291–301.
- [123] **Goeller, C. J. and Sinton, C. M.** 1989. A Microcomputer-based Sleep Stage Analyser, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **29(1)**, 31–36.
- [124] **Ruigt, G. S. F., Proosdij, J. N. V. and Delft, A. M. L. V.** 1989. A Large Scale, High Resolution, Automated System for Rat Sleep Staging I, *Methodology and technical aspects. Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, **73**, 52–63.
- [125] **Neckelmann, D., Olsen, O. E., Fagerland, S. and Ursin, R.** 1994. The Reliability and Functional Validity of Visual and Semi-automatic Sleep:Wake Scoring in the Moll-Wistar Rat, *Sleep*, **17(2)**, 120–131.
- [126] **Ziqiang, Z. and Puthusserypady, S.** 2007. Analysis of Schizophrenic EEG Synchrony Using Empirical Mode Decomposition, 15th *Int. Conference on Digital Signal Processing*, Cardiff, England, pp. 131–134.

- [127] **Torres, A., Fiz, J. A., Jané, R., Galdiz, J. B. and J. Gea, J. M.** 2007. Application of the Empirical Mode Decomposition method to the Analysis of Respiratory Mechanomyographic Signals, *29th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, Lyon, France.
- [128] **Sharabaty, H., Martin, J., Jammes, B. and Esteve, D.** 2006. Alpha and Theta Wave Localisation Using Hilbert-Huang Transform: Empirical Study of the Accuracy, *Proc. of IEEE Information and Communication Technologies-ICTTA*, **1**, 1159–1164.
- [129] **Cohen, J.** 1960. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales, *Educational and Psychological Measurement*, **20**, 37–46.

EKLER

EK A: GKA ile Otomatik Uyku Evresi Sınıflandırması Uygulaması

EK B: Türkçe-İngilizce Sözlük

EK A: GKA ile Otomatik Uyku Evresi Sınıflandırması Uygulaması

Bu çalışma [17]'de yayınlanmıştır.

GKA ile bir sinyal modelleme ve sınıflandırma uygulaması fare EEG sinyalleri üzerinde gerçekleştirilmiştir. Bu uygulama aşağıdaki bölümde anlatılmaktadır.

Bu bölümde GKA kullanılarak gerçekleştirilen tek kanallı EEG (electroencephalogram) sinyali analizleri ve sınıflandırma yöntemi anlatılmaktadır. Burada, otomatik uyku evresi sınıflandırması için fare EEG sinyallerinin GKA-tabanlı öz-nitelik çıkarımı yapılmaktadır. Analiz edilen veriler Lyon Claude Bernard Üniversitesi'nden Dr. Damien Gervasoni tarafından "Physiopathologie des Reseaux Neuraux du Cycle Veille-Sommeil" bölümündeki laboratuvarında kaydedilerek tarafımıza sağlanmıştır. Bu uygulamada EEG sinyalleri ile uyku evrelerinin otomatik sınıflandırmasında GKA-tabanlı öz-nitelikler önerilmektedir. Yeni önerilen GKA-tabanlı öz-niteliklerin sınıflandırma başarımları güç izgesi (PSD)-tabanlı klasik öz-niteliklerin başarımları ile karşılaştırılmıştır.

Gerçek EEG verileri üzerinde yapılan analizler sonucunda GKA-tabanlı sınıflandırma başarımının klasik özniteliklere göre daha yüksek olduğu gözlenmiştir. Bu iyileştirme GKA'nın uyarlamalı olma özelliğinin bir sonucudur.

EEG sinyalleri beyindeki elektriksel hareketlerin ölçülmesi ile elde edilmekte ve insan ve hayvanlarda beyin etkinliklerinin incelenmesinde sıklıkla kullanılmaktadırlar. EEG sinyalleri uyku sırasındaki farklı beyin evrelerinde değişiklikler göstermektedir [113–118]. Bu bakımdan uyku çalışmalarında EEG sinyallerinden geniş olarak faydalanılmaktadır. EEG sinyalleri içerisinde çeşitli beyin etkinlikleri ile ilişkilendirilmiş belirli frekans bölgelerinde salınım yapan dalgalar tanımlanmıştır. Tanımlanan dalgalar, frekans aralıkları, genlik değerleri ve ilgili beyin etkinlikleri Çizelge A.1'de verilmektedir. EEG sinyalleri içerisinde bu dalgaların varlığı araştırılıp beyin etkinlikleri hakkında bilgi edinme ve evre sınıflandırma yapılabilmektedir.

Çizelge A.1: EEG sinyalleri içerisinde bulunan öntanımlı dalgalar, frekans aralıkları, genlik değerleri ve ilgili beyin etkinlikleri.

Dalga	Frekans Aralığı	Genlik	İlgili etkinlik
β	13-30Hz	Düşük genlik	Aktif Düşünme
α	8-13 Hz	β dalgalarından daha yüksek genlik	Rahatlamış farkındalık ve dikkatsizlik
θ	4-8 Hz	Yüksek genlik	Duygusal stres, özellikle hayal kırıklığı ve üzüntü
δ	0.5 – 4 Hz	Değişken genlik	Hafif Uyku
γ	>35 Hz	-	Ağır uyku

EEG sinyallerinin görsel olarak incelenmesi ve uyku evre sınıflandırması işlemi uzun zaman gerektiren bir işlemdir. Ayrıca bu işlem öznel bir işlem olup farklı uzmanlar arasındaki uyuşma % 80-90 civarındadır [113, 119]. Bu bakımdan sınıflandırmanın nesnel ve otomatik olarak yapılması önem kazanmıştır. EEG sinyallerinin analizi ile otomatik beyin evresi sınıflandırması son yıllarda üzerinde çokça çalışılan bir konu

haline gelmiştir. EEG sinyallerinin karmaşıklığı ve kişiye göre yüksek değişkenliği bu problemin çözümünü güçleştirmektedir.

EEG verilerinin analizi ile otomatik evre sınıflandırması için zaman, frekans, dalgacık dönüşümü tabanlı pekçok öz nitelik ve yöntem önerilmiştir. EEG genlikleri, sıfır geçiş sayıları, harmonik parametreler, Hjort parametreleri, belirli bant enerjileri, bispektra, vs. önerilen öz-niteliklerden bazılarıdır. Bunların arasında, otomatik uyku evresi sınıflandırmasında frekans bölgesi öz-nitelikleri en yaygın kullanılan öz-niteliklerdir. En çok tercih edilen öz-nitelikler belirli frekans bantlarındaki enerjilerin hesaplanmasıyla elde edilen PSD-tabanlı parametrelerdir. Ancak burada bant tanımları konusunda uzlaşma sağlanmış değildir [113, 118]. Çünkü en karakteristik EEG etkinlikleri dahi farklı evrelerde ve yine farklı kişilerde değişkenlik gösterebilir. Ayrıca PSD-tabanlı yöntemlerde verinin durağan olması zorunluluğu vardır. EEG sinyalleri diğer pek çok biyomedikal sinyal gibi durağan olmayan sinyaller olduğundan dolayı PSD-tabanlı yöntemler ile doğruluğu yüksek sonuçlar elde edilememektedir. Tüm bu zorluklar göz önünde bulundurularak veriye uyarlamalı, kayıt alınan kişiye daha az duyarlı ve durağanlık gerektirmeyen bir yöntemin bulunması gerekliliği vardır.

GKA tamamen veriye uyarlı bir yöntem olup veri içerisindeki anlamlı salınımları (asıl kipler) otomatik olarak ayrıştırabilmektedir [56, 59]. Ayrıca, zamanda yerel olarak analiz gerçekleştirildiğinden incelenen sinyalin durağan olması gerekmez. Burada GKA'nın doğal avantajlarının göz önüne alınarak GKA-tabanlı yeni öz-nitelikler tanımlanması ve otomatik uyku evre sınıflandırması başarımının artırılması amaçlanmaktadır.

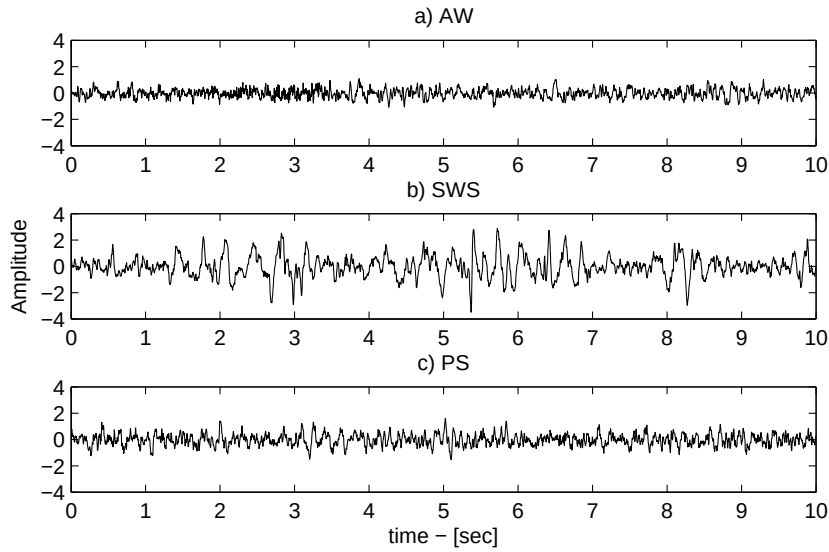
Veri Seti

İncelenen EEG verileri yetişkin Sprague Dawley (250-300 gr.) farelerinden elde edilmiştir. İlk olarak 3 paslanmaz çelik elektrot kafatasının ön (frontal), yan (parietal) ve arka (occipital) korteks kısımlarına vidalanarak yerleştirilmiştir. Referans elektrodu ise beyincik bölümüne adapte edilmiştir. Ayrıca 2 paslanmaz çelik elektrot ense kaslarına bağlanmıştır. Tüm elektrotlar beyin üzerinde sabitlenmiş bir bağlayıcıda birleşmişlerdir. Ameliyattan sonra 10 gün beklenerek farelerin iyileşmeleri sağlanmıştır. Her bir fare ayrı ayrı kayıt odalarında barındırılmaktadır. Bu odalarda 12 saat aydınlık, 12 saat karanlık ortam, yiyecek ve su sağlanmaktadır. Her bir farede 3 kanal EEG sinyali ve 1 kanal bipolar EMG sinyali kesintisiz olarak kaydedilmektedir. Ancak otomatik sınıflandırma amaçlı öz-nitelik çıkarımında sadece ön beyin bölgesinden kaydedilen tek kanallı EEG sinyalleri dikkate alınmaktadır. Sinyaller kayıt edilmeden önce ön kuvvetlendirme, süzgeçleme (1 - 250Hz) işlemleri uygulanmakta ve 512 Hz örnekleme frekansı ile sayısala çevrilmektedirler. Bu çalışmada 6 adet fareden kaydedilmiş veriler kullanılmaktadır. Sinyaller 10 sn'lik parçalara ayrılmakta ve her bir parça bir uzman tarafından etiketlenmektedir. Etiketleme işleminde EEG ve EMG sinyalleri aynı anda gözlenmişlerdir. Etiketleme işlemi [119–122] referanslarında anlatılmaktadır. Sinyal parçaları iki ayrı uzman tarafından %85'lik bir uyumla etiketlenmişlerdir ancak burada yalnızca bir uzmanın etiketleri kullanılmaktadır. Etiketlemede 3 temel uyku evresi dikkate alınmıştır:

1. Uyanık (Awake - AW): AW parçaları düşük genlikli EEG sinyalleri ile karakterize edilmektedirler. Bu evrede θ (5 - 9Hz) ve γ (30 - 55Hz) dalgaları baskındır. Fare hareket ettiğinden dolayı EMG genliği de yüksektir.

2. Yavaş Dalga Uykusu (Slow Wave Sleep - SWS): SWS parçaları yüksek genlikli EEG sinyalleri ile karakterize edilmektedirler. Bu evrede δ (1 - 4Hz) dalgaları ve uyku iğleri (sleep spindles) (10 - 14Hz) baskındır.
3. Paradoksial Uyku (Paradoxical Sleep - PS): PS (Hızlı Göz Hareketi-Rapid Eye Movement - REM) evreleri düşük genlikli EEG sinyalleri ile karakterize edilmektedirler. Bu evrede θ (5 - 9Hz) dalgaları baskındır. Fare ağır uyku durumunda olduğundan EMG genlikleri çok düşüktür.

Şekil A.1’de her bir evre için örnek EEG sinyalleri verilmektedir. Sinyal analizinden



Şekil A.1: Fare EEG sinyalleri; (a) Uyanık evre, (b) Hafif uyku, (c) Paradoksial uyku.

önce saturasyona uğramış parçalar veri setinden çıkartılmıştır. Veri setinde 3 temel evre etiketlenmiştir. Ancak bu temel evrelerin yanı sıra geçiş evreleri de bulunmaktadır [119]. Bu evrelerin sınıflandırmada kullanılacak özniteliklerin çıkartılmasında belirsizlik yaratmasını engellemek için geçiş bölgelerindeki parçalar da veri setinden çıkartılmışlardır. Çizelge A.2’de veri setindeki farklı uyku evrelerine ait parçaların uzunlukları belirtilmektedir.

Çizelge A.2: Her bir uyku evresindeki toplam parça sayısı.

Fare	Zaman - Parça	# AW	# SWS	# PS
1	208 dk - 1253	863	198	192
2	91 dk - 547	200	135	212
3	115 dk - 689	352	188	149
4	241 dk - 1446	930	467	49
5	194 dk - 1162	766	232	164
6	310 dk - 1860	784	869	207

Aşağıdaki bölümde ilk olarak EEG sinyallerinin güç izgelerinin kestirimine dayalı iki klasik öz-nitelik çıkarma yöntemi anlatılmaktadır. Daha sonra yeni önerilen GKA tabanlı öznitelikler anlatılarak karşılaştırmalar yapılacaktır.

PSD-Tabanlı Öz-nitelikler

Bağlı bant enerjileri

İlk olarak tanıtılacak öz-nitelikler bağlı bant enerjileridir. EEG sinyallerinin farklı frekans bantlarına ayrılarak incelendiği pek çok çalışma mevcuttur. Örneğin [123]'te dört bant tanımlanmıştır: 1 - 3 Hz; 4 - 6 Hz; 6 - 10 Hz ve 11 - 25 Hz. [124]'te yedi bant tanımlanmıştır: 1 - 3 Hz; 3 - 6 Hz; 6 - 9 Hz; 9.5 - 20 Hz; 20 - 45 Hz; 49 - 51 Hz ve 1 - 45 Hz. Buna karşılık [125]'te yine dört bant tanımlanmıştır: 0.5 - 5 Hz; 6 - 9 Hz; 11 - 16 Hz ve 20 - 60.5 Hz. Bu çalışmada örnek olarak [115] tarafından önerilen yedi enerji bandı seçilmiştir. Bu bantlar Çizelge A.3'te verilmektedir:

Çizelge A.3: İzgesel Enerji Bantları [115].

Bant	Bant Genişliği (Hz)
δ_1	0.5-2.5
δ_2	2.5-4.0
θ_1	4.0-6.0
θ_2	6.0-8.0
α	8.0-12
β_1	12-20
β_2	20-45

Öz-nitelik çıkarımından önce her bir 10sn'lik EEG sinyal parçasının normalize güç izgesi kestirilmiştir. Daha sonra Çizelge A.3'te belirtilen bantların enerjileri parçalı integrasyon yöntemi ile hesaplanmıştır. Elde edilen yedi bant enerjisi otomatik uyku evresi sınıflandırıcısı için bir öz-nitelik olarak kullanılacaktır.

PSD-tabanlı izgesel enerji oranları

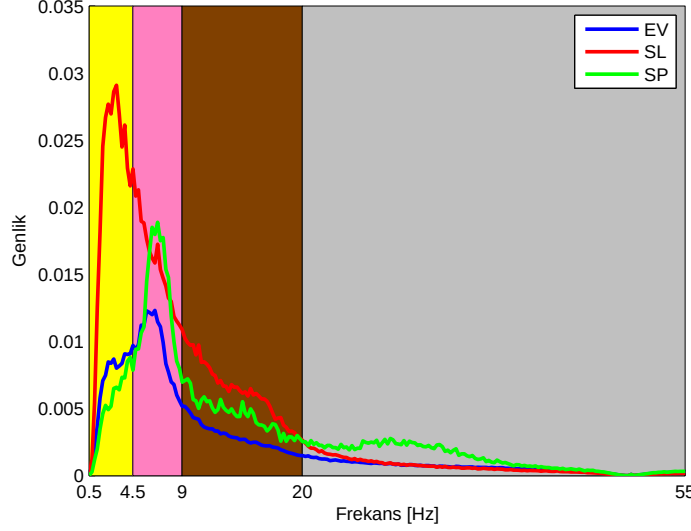
PSD-tabanlı ikinci yaklaşımda öz-nitelik olarak [119] tarafından önerilen iki izgesel enerji oranı hesaplanmaktadır. Burada ilk olarak dört frekans bandı tanımlanmaktadır: 0.5 - 20 Hz; 0.5 - 55 Hz; 0.5 - 4.5 Hz ve 0.5 - 9 Hz. Daha sonra bu frekans bantlarındaki izgesel güçler integrasyon ile hesaplanarak iki oran elde edilmektedir:

$$r_1 = \frac{\int_{0.5Hz}^{20Hz} P(f)df}{\int_{0.5Hz}^{55Hz} P(f)df} \quad r_2 = \frac{\int_{0.5Hz}^{4.5Hz} P(f)df}{\int_{0.5Hz}^{9Hz} P(f)df} \quad (\text{A.1})$$

Burada $P(f)$ izgesel genliktir. Bu oranlar, sınıflar arasında en iyi ayrıştırmayı yapacak şekilde deneysel olarak bulunmuşlardır. Bu aşamada elde edilen iki oran sınıflandırıcı için öz-nitelik olarak kullanılacaktır. Şekil A.2'da tanımlanan bantlar ve farklı evreler için ortalama EEG güç izgeleri gösterilmektedir.

Literatür incelemesinden anlaşılabacağı üzere, bant tanımları konusunda bir konsensus söz konusu değildir. Farklı çalışmalarda farklı bantlar seçilmektedir. Daha önce de belirtildiği gibi EEG sinyalleri çok değişkenlik göstermekte ve karakteristik modlar farklı farelerin EEG'lerinde farklı frekans bölgelerinde karşımıza çıkabilmektedir.

Ayrıca PSD analizlerinde sinyallerin durağan olduğu kabulü pek gerçekçi değildir. Burada veriye uyarlı, durağanlık gerektirmeyen gürbüz bir öz-nitelik çıkarma yöntemine ihtiyaç duyulmaktadır. Bir sonraki bölümde bu problemlerin çözümü için önerilen GKA-tabanlı öz-nitelikler anlatılmaktadır.



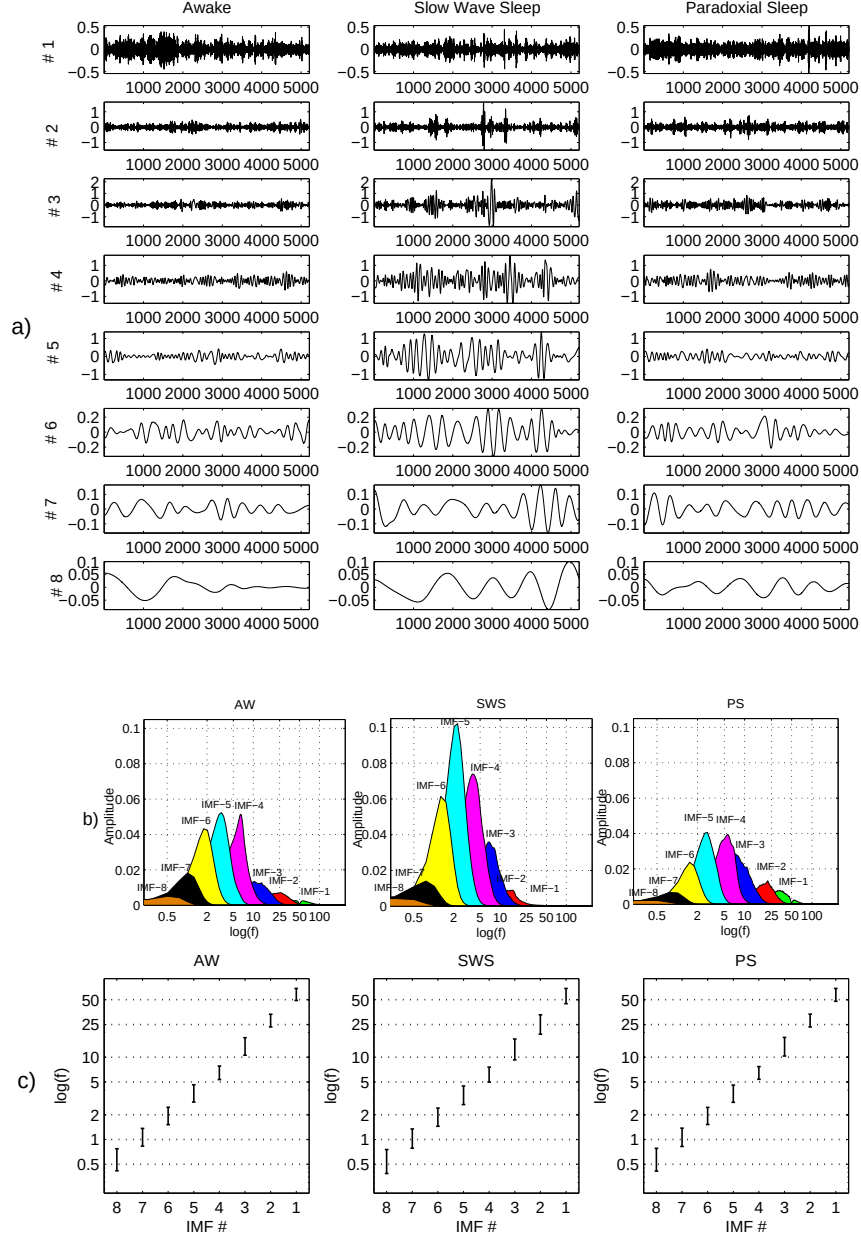
Şekil A.2: [119]'da tanımlanan enerji bantları ve ortalama EEG izgeleri.

GKA-Tabanlı Öz-nitelikler

GKA tamamen incelenen veriye bağımlı uyarlamalı bir yöntemdir. Fourier ve Dalgacık dönüşümünün aksine önceden belirlenmiş herhangi bir baz işlevi mevcut değildir. GKA ile sinyal IMF'lerine ayrılmaktadır. GKA yöntemi pek çok biomedikal sinyal işleme uygulamalarında kullanılmıştır [126–128]. Bu çalışmada GKA-tabanlı öz-nitelikler ile daha gürbüz uyku evresi kestirimi yapılmasına çalışılmaktadır.

Şekil A.3-a'da Şekil A.1'de gösterilen EEG sinyallerinin ilk sekizer IMF'leri gösterilmektedir. 10sn'lik verilerin analizinde genel olarak 10-12 civarında IMF elde edilmesine karşın ilk 8 IMF dikkate alınmıştır. Çünkü daha yüksek numaralı IMF'ler 0.5 Hz'in altındaki frekans bölgelerine denk geldiğinden anlamlı olmamaktadırlar. Geniş bant sinyaller için GKA ikinci (dyadic) süzgeç bankası görevi görmektedir [57]. Şekil A.3-b'de her bir uyku evresi verisi için IMF'lerin ortalama güç izgeleri çizilmiştir. Şekilden görüldüğü gibi, otomatik olarak ayrıştırılan IMF'lerin frekans bileşenleri, Çizelge A.1'de verilen önceden belirlenmiş dalgaların frekans karakteristiklerine benzerlik göstermektedir. Örneğin 1. IMF'nin frekans bileşenleri γ bandına ($> 30\text{Hz}$), 2. IMF'nin frekans içeriği β bandına (13-30Hz) karşılık gelmektedir. 3. ve 4. IMF'ler de benzer şekilde α (8-13Hz) ve θ (3.5-8Hz) bantları ile örtüşmektedirler. Otomatik olarak kestirilen IMF'lerin frekans içerikleri değişkenlik göstermektedir. Bu bölgeler incelenen sinyale göre değişik değerler almaktadır. Şekil A.3-b incelendiğinde, IMF'lerin güç izgelerinin farklı evreler için çok farklı frekans bölgelerini kapladıkları görülebilir. Örneğin 3. IMF, AW evresinde 9-24Hz bandına denk düşerken SWS evresinde 8-13Hz bandına karşılık gelmektedir. Şekil A.3-c'de IMF izgelerinin tepe frekans değerlerinin ortalama ve standart sapmalarının IMF numarasına göre değişimi dikey çizgiler şeklinde verilmektedir. Bu şekilden IMF izgelerinin sinyale göre değişimleri gözlenebilmektedir.

Aşağıdaki bölümde GKA-tabanlı ilk öz-nitelik seti olan IMF bant enerjileri tanımlanmaktadır. Daha sonra GKA-tabanlı izgesel enerji oranları ile oluşturulan öz-nitelikler açıklanmaktadır.



Şekil A.3: (a) Şekil A.1’de gösterilen EEG sinyallerinin ilk 8 IMF’leri [AW (1. sütun), SWS (2. sütun), PS (3. sütun)] , (b) IMF’lerin ortalama güç izgeleri, (c) IMF güç izgelerinin tepe frekans değerlerinin ortalama ve standart sapmaları.

GKA-tabanlı bant enerjileri

Şekil A.3-b’de görüldüğü gibi bazı IMF’lerdeki enerjiler farklı evreler için önemli derecede farklılıklar göstermektedir. Dolayısıyla IMF enerjileri evrelerin sınıflandırılmasında ayırt edici öz-nitelikler olarak kullanılabilirler. Burada ilk 8 IMF’nin enerjileri hesaplanarak uyku evresi sınıflandırması için öz-nitelik seti oluşturulmuştur. Bu yaklaşım PSD-tabanlı bant enerjileri yaklaşımına benzerlik gösterir. Farklı olarak, frekans bantları önceden belirlenmemiş, tam tersine veriye bağımlı şekilde otomatik olarak seçilmişlerdir.

GKA-tabanlı izgesel enerji oranları

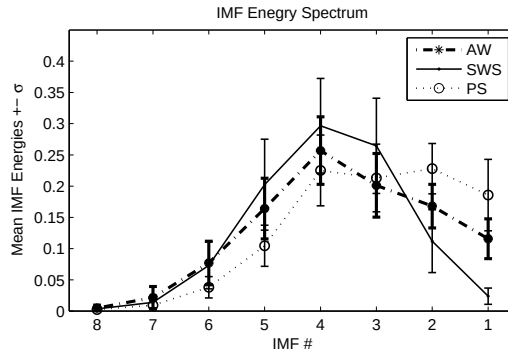
PSD-tabanlı öz-niteliklerdeki frekans bantları ve enerji oranları dikkate alınarak, benzer şekilde, GKA-tabanlı enerji oranları elde edilebilir. Böylece önceden belirlenmiş sabit bant enerjilerinden oluşturulan oranlar yerine otomatik olarak belirlenen bantların enerji oranları elde edilebilir. Denklem (A.1)’deki oranlar IMF enerjileri kullanılarak şu şekilde oluşturulmuştur:

$$r_1 = \frac{\sum_{i \in (2, \dots, 7)} P_{IMF_i}}{\sum_{i \in (1, \dots, 7)} P_{IMF_i}} \quad r_2 = \frac{\sum_{i \in (5, \dots, 7)} P_{IMF_i}}{\sum_{i \in (4, \dots, 7)} P_{IMF_i}} \quad (\text{A.2})$$

Burada P_{IMF_i} i. IMF’nin enerjisidir.

GKA-tabanlı yeni izgesel enerji oranları

GKA ile sınırlı sayıda, otomatik olarak ayrıştırılmış frekans bantları elde edilmektedir. Bu durumda sınıflar arasındaki ayrıştırmayı daha belirgin hale getirebilecek yeni öz-nitelikler tanımlamak mümkündür. Şekil A.4’te 3 evre için IMF enerjilerinin ortalama değerleri (ve dikey çizgiler şeklinde standart sapmaları) gösterilmektedir. Burada 6 fareden alınan tüm veriler kullanılarak IMF enerjilerinin ortalama ve standart sapma değerleri hesaplanmıştır. Bu şekil yardımıyla yeni oranlar bulunması amaçlanmaktadır.



Şekil A.4: 3 evre için IMF enerjilerinin ortalama değerleri (ve dikey çizgiler şeklinde standart sapmaları).

Burada iki yeni enerji oranı tanımlanmaktadır. Birincisi ile, AW ve SWS evrelerinin ayrımı amaçlanmaktadır. Bu oran Denklem (A.2)’de verilen orandan çok az farklıdır

(6. ve 7. IMF'lerin enerjileri oran hesabından çıkarılmışlardır. Çünkü bu IMF'lerin enerji seviyelerinde AW ve SWS evreleri için belirgin bir ayrım söz konusu değildir). İkinci oran AW ve PS evrelerinin ayrımı için tanımlanmıştır. Şekil A.4'te görüldüğü gibi, PS evresindeki sinyallerin ilk iki IMF'nin enerjileri AW evresindeki IMF enerjilerine göre belirgin bir şekilde daha yüksektir. Diğer yandan son 4 ölçekte (5, 6, 7 ve 8) AW'ye ait IMF enerjileri PS'ninkilere göre daha yüksektir. Bu gözlemler ışığında ikinci oran, ilk iki IMF'nin toplam enerjilerinin son dört IMF'nin toplam enerjilerine oranı şeklinde oluşturulmuştur. Fakat daha önce verilen oranlardakine benzer şekilde, pay paydaya eklenmiştir:

$$r_1 = \frac{\sum_{i \in (2, \dots, 5)} P_{IMF_i}}{\sum_{i \in (1, \dots, 5)} P_{IMF_i}} \quad r_2 = \frac{\sum_{i \in (1, 2)} P_{IMF_i}}{\sum_{i \in (1, 2, 5, 6, 7, 8)} P_{IMF_i}} \quad (\text{A.3})$$

Elde edilen bu oranlar sınıflandırıcı girişinde kullanılan öz-nitelikler olarak her bir EEG parçacığından hesaplanmıştır.

İstatistiksel Analizler ve Sonuçlar

Öznitelik çıkarımının ardından sınıflandırmaya geçilmiştir. Güdümlü sınıflandırma işlemi her bir sınıfa çok-değişkenli normal dağılım uydurma yolu ile yapılmıştır. Sınıflandırma başarımlarının ölçülmesi amacıyla aşağıdaki başarımlar parametreleri hesaplanmaktadır:

- Duyarlılık (Sensitivity - Sns.) ve Özgüllük (Specificity - Spc.): Duyarlılık doğru şekilde bir sınıfa ait olarak sınıflandırılan sinyal parçalarının (doğru-pozitif (true positive)) gerçekten o sınıfa ait tüm parçaların sayısına oranıdır. Özgüllük ise doğru şekilde bir sınıfa ait olmayan olarak sınıflandırılan sinyal parçalarının (doğru-negatif (true negative)) gerçekten o sınıfa ait olmayan tüm parçaların sayısına oranıdır.
- İhmal Hatası (Omission Error - ϵ_o) ve Atama Hatası (Commission Error - ϵ_c): ϵ_o , bir sınıfa ait oldukları halde o sınıfa atanmayan parçaların o sınıfa ait tüm parçalara oranıdır ($\epsilon_o = 1 - \text{Sns.}$). ϵ_c , bir sınıfa ait olmadıkları halde o sınıfa atanan parçaların o sınıfa ait olmayan tüm parçalara oranıdır ($\epsilon_c = 1 - \text{Spc.}$).
- Genel Doğruluk (Overall Accuracy - Acc.): Doğru olarak sınıflandırılan parçaların tüm parçalara oranıdır.
- Kohen Kappa (κ): κ otomatik sınıflandırma ile elle sınıflandırma arasındaki benzerliğin bir ölçütüdür. $1 > \kappa > 0.81$ mükemmel uyumu, $0.8 > \kappa > 0.61$ ve $0.6 > \kappa > 0.41$ ise sırasıyla iyi ve ortalama uyumu göstermektedir.

Bu parametrenin genel doğruluktan (Acc.) farkı, şans eseri doğru sınıflandırılan parçaların doğruluk hesabından çıkarılmasıdır. κ , $\kappa = \frac{P_o - P_c}{1 - P_c}$ şeklinde hesaplanır. Burada P_o elle ve otomatik sınıflandırmadaki genel uyumluluk, P_c ise şans eseri uyumluluğun beklenen değeridir [129].

- Uyum Çizelgesi: Her bir sınıfa atanan parçaların oranları bu tablonun elemanlarını oluşturur. Burada her satır gerçek sınıfları belirtirken, her sütun kestirilmiş sınıfları belirtir.

Sınıflandırma testlerinde iki ayrı senaryo kullanılmıştır:

1. Öz-sınıflandırma (Self-classification): Birinci grup deneylerde, 6 fareden elde edilen bütün veriler bir havuzda birleştirilerek 5 parçalı çapraz gerçeklik (cross-validation) sınaması kullanılmıştır. Eğitim (training) ve sınama (test) verileri aynı havuzdan seçildiğinden dolayı bu deneylere öz-sınıflandırma adı verilmiştir.
2. Çapraz-sınıflandırma (Cross-classification): İkinci grup deneylerde, sınıflandırıcı ilk 5 fareden gelen veriler ile eğitilmiş, son farenin verileri de test için kullanılmıştır. Bu işlem her bir fare için tekrarlanmış ve sonuç olarak ortalama sınıflandırma parametreleri kaydedilmiştir. Burada sınama kısmındaki veriler ile test kısmında kullanılan veriler farklı farelerden alındığından dolayı bu deneylere çapraz-sınıflandırma adı verilmiştir.

İlkin öz-sınıflandırma deneyleri anlatılmaktadır.

PSD-tabanlı bant enerjileri - GKA-tabanlı bant enerjileri karşılaştırması

PSD-tabanlı bant enerjileri ve GKA-tabanlı bant enerjileri ile elde edilen sınıflandırma başarımları Çizelge A.4 ve Çizelge A.5'te verilmektedir.

Çizelge A.4: PSD-tabanlı bant enerjileri ile elde edilen sınıflandırma başarımları (Öz-sınıflandırma Deneyi).

	AW	SWS	PS	ϵ_o	ϵ_c
AW	0.84±0.01	0.02±0.00	0.14±0.01	0.16±0.01	0.07±0.00
SWS	0.02±0.00	0.98±0.00	0.00±0.00	0.02±0.01	0.04±0.01
PS	0.20±0.01	0.01±0.00	0.79±0.01	0.21±0.02	0.42±0.01
Spc.=82.5%±0.4 Sns.=86.8%±0.4 Acc.=87.5%±0.4 κ =0.79±0.01					

Çizelge A.5: GKA-tabanlı bant enerjileri ile elde edilen sınıflandırma başarımları (Öz-sınıflandırma Deneyi).

	AW	SWS	PS	ϵ_o	ϵ_c
AW	0.91±0.01	0.03±0.00	0.06±0.01	0.09±0.01	0.08±0.01
SWS	0.04±0.01	0.96±0.01	0.00±0.00	0.04±0.01	0.06±0.01
PS	0.22±0.02	0.01±0.01	0.77±0.02	0.23±0.02	0.25±0.02
Spc.= 87.1%±0.7 Sns.=87.9%±0.7 Acc.=90.4%±0.4 κ =0.83±0.01					

Uyum tabloları incelendiğinde, her iki öz-nitelik seti ile, SWS sınıfının sınıflandırma başarımları diğer evrelere göre daha yüksektir (%96-98). AW ve PS sınıflarının ayrıştırılması daha zordur. Ancak bu sınıflar için GKA-tabanlı öznelilikler PSD-tabanlılara göre daha iyi sonuçlar vermektedir. AW sınıfı için ihmal hatası (ϵ_c) 7 puan daha düşüktür. PS sınıfı için ise atama hatası (ϵ_c) 17 puan daha düşük karşımıza çıkmaktadır. Görüldüğü gibi, tek bir işlem ile, önceden belirlenmiş bantları otomatik olarak seçilen yeni bantlar ile değiştirmekle genel başarımda (Acc.) yaklaşık %3'lük bir iyileşme κ değerinde de 0.04 artış sağlamıştır. Burada eğitim ve sınama verileri aynı havuzdan alınmıştır. Bu durumda bile otomatik seçilen bantların (GKA-tabanlı) önceden belirlenmiş bantlara göre daha iyi sonuç vermesi, aynı fareden de önemli bileşenlerin frekans değerlerinin değişkenlik gösterebileceği anlaşılmaktadır. GKA, bu değişkenlik problemine uygun bir çözüm olarak karşımıza çıkmaktadır.

PSD-tabanlı izgesel enerji oranları - GKA-tabanlı izgesel enerji oranları karşılaştırması

PSD-tabanlı izgesel enerji oranları ve GKA-tabanlı izgesel enerji oranları ile elde edilen sınıflandırma başarımları Çizelge A.6 ve Çizelge A.7’de verilmektedir.

Çizelge A.6: PSD-tabanlı izgesel enerji oranları ile elde edilen sınıflandırma başarımları (Öz-sınıflandırma Deneyi).

	AW	SWS	PS	ϵ_o	ϵ_c
AW	0.76±0.02	0.01±0.00	0.23±0.02	0.24±0.02	0.07±0.01
SWS	0.03±0.01	0.97±0.01	0.01±0.00	0.03±0.01	0.03±0.00
PS	0.16±0.02	0.00±0.01	0.84±0.02	0.16±0.03	0.53±0.02
Spc.=79.4%±0.6 Sns.=85.4%±0.8 Acc.=83.2%±0.9 κ =0.73±0.01					

Çizelge A.7: GKA-tabanlı izgesel enerji oranları ile elde edilen sınıflandırma başarımları (Öz-sınıflandırma Deneyi).

	AW	SWS	PS	ϵ_o	ϵ_c
AW	0.80±0.01	0.02±0.00	0.18±0.01	0.20±0.01	0.06±0.01
SWS	0.03±0.01	0.96±0.00	0.01±0.00	0.04±0.00	0.04±0.01
PS	0.12±0.02	0.01±0.00	0.88±0.02	0.12±0.02	0.46±0.02
Spc.=81.6%±0.9 Sns.=87.8%±1.0 Acc.=85.8%±0.9 κ =0.77±0.01					

Bant enerji öz-niteliklerinden elde edilen sonuçlara benzer şekilde, SWS sınıfı diğerlerine oranla daha yüksek başarımla (%96-97). sınıflandırılmaktadır. Ancak yine AW ve PS sınıflarının sınıflandırma başarımları daha düşüktür. Sınıflandırmada PSD-tabanlı izgesel oranları kullanıldığında, AW parçalarının %23’ü PS olarak, PS parçalarının %15’i ise AW olarak sınıflandırılmıştır. GKA-tabanlı öz-nitelikler kullanıldığında bu oranlar %18 ve %12’ye düşmektedir. Yine GKA ile, genel başarımda (Acc.) 3 puanlık bir iyileşme, κ değerinde de 0.04 artış sağlamıştır.

Bölüm EK A: ’te anlatıldığı üzere, AW ve PS sınıflarının daha iyi ayrıştırılması amacıyla yeni oranlar tanımlanmıştır. Bu yeni oranlardan oluşturulan öz-nitelikler ile sınıflandırma yapıldığında elde edilen başarımlar parametreleri Çizelge A.8’de verilmektedir.

Çizelge A.8: GKA-tabanlı yeni izgesel enerji oranları ile elde edilen sınıflandırma başarımları (Öz-sınıflandırma Deneyi).

	AW	SWS	PS	ϵ_o	ϵ_c
AW	0.83±0.01	0.02±0.00	0.15±0.01	0.17±0.01	0.05±0.01
SWS	0.03±0.01	0.96±0.01	0.01±0.00	0.04±0.01	0.04±0.01
PS	0.11±0.02	0.01±0.00	0.89±0.02	0.11±0.02	0.41±0.02
Spc.=83.4%±0.7 Sns.=89.2%±0.9 Acc.=87.8%±0.6 κ =0.80±0.01					

Çizelge A.6’daki PSD-tabanlı sonuçlar ile karşılaştırıldığında, AW sınıfı için ihmal hatası %24’ten %17’ye, atama hatası %16’dan %11’e düşmüştür. Genel başarımlar 4.6 puan, κ ise 0.07 artmıştır. GKA tabanlı öz-niteliklerin veri setindeki değişkenliklere daha gürbüz olduğu görülmektedir.

Çapraz-sınıflandırma deneyleri

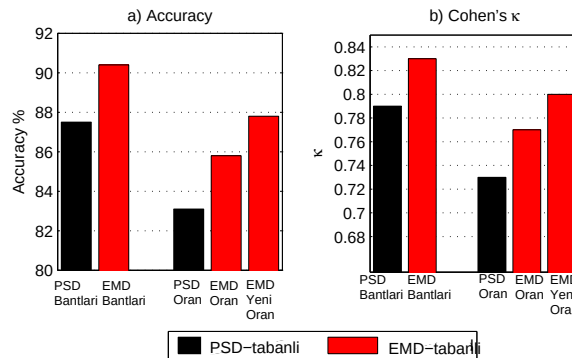
Bu deneylerin amacı denekler-arası değişkenliklerin öz-niteliklerin sınıflandırma başarımına etkilerini incelemektir. Çapraz-sınıflandırma deneylerinde elde edilen başarımlar parametreleri Çizelge A.9’da verilmektedir.

Çizelge A.9: Çapraz sınıflandırma deneyi başarımlar sonuçları: 5 fareden elde edilen sinyaller eğitim, son fareden elde edilen sinyaller sınav için kullanılmıştır. Bu işlem her bir fare tek tek dışarıda kalarak sınav kümesini oluşturacak şekilde tekrarlanmış ve başarımlar parametrelerinin ortalama değerleri çizelgede verilmiştir.

Yöntemler	AW		SWS		PS		Ort.	Ort.	Acc.	κ
	Spc.	Sns.	Spc.	Sns.	Spc.	Sns.	Spc.	Sns.		
PSD-Bantları	89.7	79.2	92.7	96	56.7	74.8	79.7	83.3	84.0	0.72
GKA-Bantları	91.5	80.2	87.1	98.4	69.5	78.7	82.7	85.8	85.5	0.75
PSD-Oranları	89.5	73.6	98.2	91.4	47.5	81.8	78.4	82.3	81.9	0.69
GKA-Oranları	93.0	79.5	96.7	95.7	54.7	87.1	81.5	87.4	85.7	0.76
GKA-Yeni Oranları	93.4	82.2	96.6	95.3	60.0	88.1	83.3	88.6	87.4	0.78

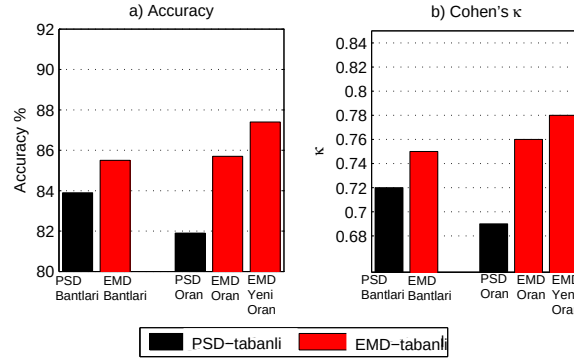
Öz-sınıflandırma deneylerinde olduğu gibi, GKA-tabanlı öz-nitelikler PSD-tabanlı eşdeğerlerine göre daha iyi sonuçlar vermektedir. AW ve PS sınıflarının ayrımı da yine GKA ile daha iyi yapılabilmektedir. Örneğin PSD-tabanlı enerji oranları ile GKA-tabanlı yeni enerji oranlarının sınıflandırma başarımları karşılaştırıldığında, AW ve PS sınıfları için duyarlılık (Sns.) %9 ve %7 daha fazla olmaktadır. Özgüllük (Spc.) de %4 ve %13 artmaktadır. Genel başarımlar (Acc.) %5.5, κ ise 0.09 artmaktadır. Benzer iyileştirmeler izgesel bant enerjileri öz-nitelikleri için de geçerlidir. Tüm bunlar göz önünde bulundurulduğunda, otomatik bant seçimi yapılan GKA-tabanlı öz-niteliklerin PSD-tabanlılara göre denek değişimine çok daha gürbüz olduğu söylenebilir.

Görsel bir karşılaştırma yapılması amacıyla PSD ve GKA tabanlı öz-niteliklerden elde edilen genel başarımlar ve κ değerleri bar çizimler şeklinde Şekil A.5 (öz-sınıflandırma) ve Şekil A.6’da (çapraz-sınıflandırma) verilmektedir.



Şekil A.5: Final sınıflandırma başarımları (Öz-sınıflandırma deneyleri).

Çapraz sınıflandırma deneylerinde ortaya çıkan bir diğer sonuç, GKA-tabanlı enerji oranlarının GKA-tabanlı bant enerjilerine göre daha iyi başarımlar göstermesidir. Öz-sınıflandırma deneylerinde bu sonuç tam tersi şekildedir. Öz-sınıflandırma ve



Şekil A.6: Final sınıflandırma başarımları (Çapraz-sınıflandırma deneyleri).

çapraz sınıflandırma deneylerinin sonuçları karşılaştırıldığında GKA-tabanlı enerji oranlarının yaklaşık aynı başarımlar gösterdiği görülmektedir. Fakat GKA-tabanlı bant enerjileri ile yapılan sınıflandırmada başarımlar çapraz-sınıflandırma deneylerinde daha düşüktür. Bunun sebebi şu şekilde açıklanabilir. Öz - sınıflandırmada, eğitim ve sınav verileri aynı havuzdan seçildiği için deneye bağlı değişkenlik daha az etkili olmakta ve başarımlar etkilenmemektedir. Ancak çapraz-sınıflandırmada eğitim ve sınav verileri ayrı deneklerden alındığından deneye bağlı değişkenlik GKA bant enerjilerini (özellikle alçak frekanslara denk düşen ölçekler) daha çok etkilemektedir. Tek tek bant enerjileri öz-nitelik olarak kullanıldığında denekler arasındaki yüksek değişkenlikten dolayı başarımlar düşer. Ancak tek tek enerjiler yerine bu enerjilerin toplanması ve oranlanmasıyla elde edilen enerji oranları kullanıldığından değişiklikten çok etkilenen ölçeklerin kötü etkileri azaltılmış olur. Böylece sınıflandırma başarımları daha yüksek olur.

Bu çalışmada EEG sinyalleri ile uyku evrelerinin otomatik sınıflandırmasında GKA-tabanlı öz-nitelikler önerilmiştir. Yeni önerilen GKA-tabanlı öz-niteliklerin sınıflandırma başarımları PSD-tabanlı klasik öz-niteliklerin başarımları ile karşılaştırılmıştır. GKA-tabanlı öz-niteliklerin PSD-tabanlılara göre daha iyi sonuçlar verdiği ve veri setindeki değişikliklere daha gürbüz olduğu gözlenmiştir. Ayrıca öz-nitelik çıkarımında sabit bant genişlikleri tanımlama zorunluluğu GKA ile ortadan kalmıştır.

GKA analizindeki eleme (sifting) işlemi yerel olarak uygulandığından gerçek zamanlı bir algoritma kurmak mümkündür. Gerçek zamanlı (online) GKA [59]'da önerilmiştir. Gerçek zamanlı GKA kullanılarak EEG verileri analiz edilebilirse, verilerin önceden parçalara ayrılması gerekmeyecektir. Böylelikle evreler arasındaki geçiş noktaları kestirilebilecektir.

EK B: Türkçe-İngilizce Sözlük

Kaynak: B. Sankur, “İngilizce-Türkçe Ansiklopedik Bilişim Sözlüğü (3. Baskı)”, *Pusula Yayınları*, İstanbul, 2008.

Aradeğerleme	: Interpolation
Aralık	: Lag
Artık	: Residue
Artım	: Increment
Aykırı veri	: Outlier data
Bağlanım	: Regression
Başarım	: Performance
Belirsizlik	: Uncertainty
Birikimli	: Cumulative
Birimdik	: Orthonormal
Bozulmuş	: Distorted
Brown devinimi (hareketi)	: Brownian motion
Çevrimsel	: Cyclic
Çok-değişkenli	: Multivariate
Dalgacık dönüşümü	: Wavelet transform
Dayanak	: Reference
Değişinti	: Variance
Direngen	: Persistent
Dürtün	: Impulsive
Düzgeleme	: Normalization
Eksik	: Incomplete
Eleme	: Sifting
En büyük	: Maximum
En küçük	: Minimum
En-uç nokta	: Extreme point
Erim	: Range
Gerekirci	: Deterministic
Güç izgesi	: Power spectrum
Güç yasası ilişkisi	: Power-law relationship
Güdümlü sınıflandırma	: Supervised classification
İkici	: Dyadic
İlinti	: Correlation
İşlev	: Function
İzge	: Spectrum

Kalıntı	: Residue
Kesiklik	: Intermittence
Kesirli Brown devinimi	: Fractional Brown motion
Kesirli Gauss gürültüsü	: Fractional Gaussian noise
Kırpışma	: Flicker
Kısa-dönem bağımlı	: Short-range dependent
Kip karışması	: Mode mixing
Kutu Çizimi	: Box plot
Kümeleme (yığışım, toplama)	: Aggregation
Kümelenmiş değişimler	: Aggregated variances
Nicemleme	: Quantization
Ortalama karekök hatası	: Root mean square
Ölçek	: Scale
Ölçekli düzeltilmiş erim	: Rescaled adjusted range
Örnek iz	: Sample path
Öz-benzeşik	: Self similar
Öz-değişinti işlevi	: Autocovariance function
Öz-ilişki işlevi	: Autocorrelation function
Öz kip işlevi	: Intrinsic mode function
Öz-nitelik	: Feature
Rasgele yürüyüş	: Random walk
Süzgeç topluluğu	: Filter bank
Taban işlevi	: Base function
Temel bileşen analizi	: Principal component analysis
Toplamsal	: Ensemble
Tümlev	: Integral
Uyarlamalı	: Adaptive
Uyum Çizelgesi	: Concordance Table
Uzun dönem bağımlı	: Long-range dependent
Yanlılık	: Bias
Yinelemeli	: Iterative
Yönseme	: Trend
Yönseme arındırma	: Detrending

ÖZGEÇMİŞ

Ad Soyad: Süleyman BAYKUT

Doğum Yeri ve Tarihi: Tekirdağ - 1980

Yüksek Lisans Üniversitesi: İstanbul Teknik Üniversitesi
Telekomünikasyon Mühendisliği
(2002-2004)

Lisans Üniversitesi: İstanbul Üniversitesi
Elektrik-Elektronik Mühendisliği
(1998-2002)

Yayınlar:

Makaleler

1. T. Akgül, **S. Baykut**, M. Erol, S. Oktuğ, “Periodicity-based Anomalies in Self-similar Network Traffic Flow Measurements,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 60, No. 4, pp. 1358-1366, April 2011.
2. **S. Baykut**, T. Akgül, S. İnan, C. Seyis, “Observation and Removal of Daily Quasi-Periodic Components in Soil Radon Data,” *Radiation Measurements*, Vol. 45, No. 7, pp. 872-879, April 2010.
3. S. İnan, T. Akgül, C. Seyis, R. Saatçılar, **S. Baykut**, S. Ergintav, and M. Baş, “Geochemical monitoring in the Marmara region (nw turkey): A search for precursors of seismic activity,” *Journal of Geophysical Research, Solid Earth*, Vol. 113, No. B03401, doi:10.1029/2007JB005206, March 2008.
4. **S. Baykut**, T. Akgül, S. Ergintav, “Estimation of Spectral Exponent Parameter of $1/f$ Process in Additive White Background Noise,” *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Vol. 2007, Article ID 63219, doi:10.1155/2007/63219, 2007.
5. M. Erol, T. Akgül, S. Oktuğ, **S. Baykut**, “On the Use of Principle Component Analysis for the Hurst Parameter Estimation of Long Range Dependent Network Traffic” *Lecture Notes on Computer Science*, Vol. 4263, pp. 464-473, 2006.

Uluslararası Konferans Bildirileri

1. **S. Baykut**, T. Akgül, S. İnan, "Seismic Activity-related Anomaly Detection in Soil Radon Emanation," *EUSIPCO'11 - European Signal Processing Conference*, Barcelona, Spain, 29 Aug. - 2 Sep. 2011.
2. U. M. Tuğsal, **S. Baykut**, B. Taşkın, T. Akgül, "Analysis of Seismic Behavior of Buildings Using Real (Turkish) Earthquake Records," *EUSIPCO'11 - European Signal Processing Conference*, Barcelona, Spain, 29 Aug. - 2 Sep. 2011.
3. **S. Baykut**, T. Akgül, "Multiscale Zero-Crossing Statistics of Intrinsic Mode Functions for White Gaussian Noise," *EUSIPCO'10 - European Signal Processing Conference*, Aalborg, Denmark, 23-27 Aug. 2010.
4. T. Akgül, **S. Baykut**, S. İnan, S. Ergintav, "Analysis of $1/f$ Noise Characteristics of Geo-Signals," *European Conference on Noise Control*, Edinburgh, Scotland, Oct. 2009.
5. A. İsabekov, T. Akgül, **S. Baykut**, "Underwater Ambient Noise Analysis using Wavelet Transform based and Empirical Mode Decomposition Methods," *European Conference on Noise Control*, Edinburgh, Scotland, Oct. 2009.
6. **S. Baykut**, P. Gonçalves, P. Luppi, P. Abry, E. Souza Neto, D. Gervasoni, "EMD-Based Analysis of Rat EEG Data for Sleep State Classification," *International Conf. on Bio-inspired Systems and Signal Processing*, Porto, Portugal, 14-17 Jan. 2009.
7. M. Ataş, **S. Baykut**, T. Akgül, "A Wavelet-Based Technique Towards a More Natural Sounding Synthesized Speech," *NOLISP'07 - Workshop on Non Linear Speech Processing*, Paris, France, 22-25 May 2007.
8. C. Bektaş, **S. Baykut**, T. Akgül, "Long-Range Dependence Analysis in Daily Returns and Absolute Returns of the International Stock Markets," *5th INFINITI Conference on International Finance*, Dublin, Ireland, 11-12 June 2007.
9. **S. Baykut**, M. Erol, T. Akgül, "Estimation of the Spectral Exponent of $1/f$ Process Corrupted by White Noise," *EUSIPCO'06 - European Signal Processing Conference*, Florence, Italy, 04-08 Sep. 2006.
10. T. E. Özkurt, T. Akgül, **S. Baykut**, "Principal Component Analysis of the Fractional Brownian Motion for $0 < H < 0.5$," *IEEE ICASSP'06*, Toulouse, France, 14-19 May 2006.
11. **S. Baykut**, T. E. Özkurt, M. Erol, T. Akgül, "The Influence of a Single Tone Sinusoid Over Hurst Estimators," *EUSIPCO'05 - European Signal Processing Conference*, Antalya, Turkey, 04-08 Sept. 2005.
12. T. Akgül, **S. Baykut**, R. Saatçılar, S. Ergintav, S. Canan, "Underwater Multi-Component Acoustic Signal Recording System and Advanced Ambient Noise Analysis Methods," *New Concepts for Harbor Protection, Littoral Security, and Underwater*, Istanbul, Turkey, 04-08 Jul. 2005.

Ulusal Konferans Bildirileri

1. **S. Baykut**, A. H. Özcan, İ. K. Yalçın, “Evreyuysuz S-Bant Deniz Radarı Kargaşa Verilerinin İstatistiksel Modellemesi ve Otomatik Eşik Seçimi”, 20. *IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Muğla, Türkiye, 18-20 Nisan 2012.
2. A. H. Özcan, **S. Baykut**, D. S. Armağan Şahinkaya, İ. K. Yalçın, “Doğrusal FMCW Radarı için Tek Kuş ve Kuş Sürüsü Mikro-Doppler Etkisi Analizi”, 20. *IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Muğla, Türkiye, 18-20 Nisan 2012.
3. **S. Baykut**, T. Akgül, “Kesirli Gauss Gürültüsü Öz Kip İşlevlerinin Sıfır-Geçiş Karakteristikleri”, 19. *IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Antalya, Türkiye, 19-22 Nisan 2011.
4. **S. Baykut**, T. Akgül, S. Ergintav, “GPS Zaman Serisi Verilerinin GKA tabanlı Analizi ve Gürültüden Arındırılması”, 17. *IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Antalya, Türkiye, 9-11 Nisan 2009.
5. A. Isabekov, T. Akgül, **S. Baykut**, “Sualtı Ortam Gürültüsü Sinyallerinin GKA-tabanlı Analizi”, 17. *IEEE-Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı*, Antalya, Türkiye, 9-11 Nisan 2009.
6. S. Belviranlı, T. Akgül, **S. Baykut**, “Sualtı Ortam Gürültüsü Sinyallerinin Dalgacık Dönüşümü-tabanlı Analizi”, 17. *IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Antalya, Türkiye, 9-11 Nisan 2009.
7. **S. Baykut**, Ş. Direk, C. Gezer, U. Ülüğ, Tayfun Akgül, “Sualtı Ortam Gürültüsü Ölçüm ve Kayıt Sistemi”, 15. *IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Eskişehir, Türkiye, 11-13 Haziran 2007.
8. C. Bektaş, **S. Baykut**, Tayfun Akgül, “Türkiye Borsası Endeks Getiri ve Mutlak Getiri Serilerinde Uzun-Dönem Bağımlılık Analizi”, 15. *IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Eskişehir, Türkiye, 11-13 Haziran 2007.
9. Ş. Direk, **S. Baykut**, Tayfun Akgül, “Sualtı Doğrusal Dizi Alıcılarda Huzme Şekillendiriciler ile Kaynak Yönlerinin Kestirimi”, 15. *IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Eskişehir, Türkiye, 11-13 Haziran 2007.
10. **S. Baykut**, T. Akgül, S. Ergintav, “GPS Verilerinin Modellenmesi ve GPS Gürültüsü Analizi”, 14. *IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Antalya, Türkiye, 17-19 Nisan 2006.
11. **S. Baykut**, M. Erol, T. E. Özkurt, T. Akgül, “Kesirli Brown Devinimlerinde Hurst Parametresi Kestirim Yöntemlerinin Karşılaştırması”, 13. *IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Kayseri, Türkiye, 16-18 Mayıs 2005.
12. **S. Baykut**, T. Akgül, “Kadın/Erkek Ötümlü Ses Kalıntılarının 1/f Özelliğinin İncelenmesi”, 12. *IEEE-Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Kuşadası, Türkiye, 28-30 Nisan 2004.

