

**T. C.
ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
İSTATİSTİK BİLİM DALI**

**FİNANSAL ZAMAN SERİLERİ ANALİZİNE FREKANS
BOYUTU YAKLAŞIMI: DALGACIKLAR YÖNTEMİ VE
İMKB'DE BİR UYGULAMA**

(DOKTORA TEZİ)

Sevda GÜRSAKAL

BURSA 2009

**T. C.
ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
İSTATİSTİK BİLİM DALI**

**FİNANSAL ZAMAN SERİLERİ ANALİZİNE
FREKANS BOYUTU YAKLAŞIMI: DALGACIKLAR
YÖNTEMİ VE İMKB'DE BİR UYGULAMA**

(DOKTORA TEZİ)


Sevda GÜRSAKAL

**Danışman
Doç. Dr. Fatma ACAR**

BURSA 2009

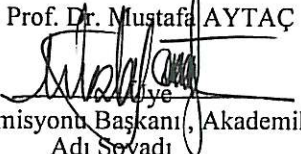
T. C.
ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ'NE

Ekonometri Anabilim Dalı, İstatistik Bilim Dalı'nda 710517001 numaralı Sevda GÜRSAKAL'ın hazırladığı "Finansal Zaman Serileri Analizine Frekans Boyutu Yaklaşımı: Dalgacıklar Yöntemi ve İMKB'de Bir Uygulama" konulu Doktora Tezi ile ilgili tez savunma sınavı, 12/10/2009 günü 11:00 – 13:00 saatleri arasında yapılmış, sorulan sorulara alınan cevaplar sonunda adayın tezinin/çalışmasının başarılı olduğuna oybirliği ile karar verilmiştir.


Doç. Dr. Fatma ACAR

Üye (Tez Danışmanı)
Akademik Unvanı, Adı Soyadı
Üniversitesi

Prof. Dr. Mustafa AYTAÇ


Sınav Komisyonu Başkanı, Akademik Unvanı,
Adı Soyadı
Üniversitesi


Prof. Dr. Şehamet BÜLBÜL
Üye
Akademik Unvanı, Adı Soyadı
Üniversitesi

Prof. Dr. Lale KARABIYIK

Üye
Akademik Unvanı, Adı Soyadı
Üniversitesi


Doç. Dr. Ayşe OĞUZLAR

Üye
Akademik Unvanı, Adı Soyadı
Üniversitesi

12/10/2009

ÖZET

Yazar : Sevda Gürsakal
Üniversite : Uludağ Üniversitesi
Anabilim Dalı : Ekonometri
Bilim Dalı : İstatistik
Tezin Niteliği : Doktora Tezi
Sayfa Sayısı : xiv + 224
Mezuniyet Tarihi : / / 2009
Tez Danışman(lar)ı : Doç. Dr. Fatma Acar

Finansal Zaman Serileri Analizine Frekans Boyutu Yaklaşımı: Dalgacıklar Yöntemi ve İMKB’de Bir Uygulama

Dalgacıklar yöntemi veriyi zaman boyutundan frekans boyutuna çeviren ve çeşitli frekans bileşenlerine ayrıştıran matematiksel bir yöntemdir. Aynı anda hem zaman hem de frekans bilgisini içeriyor olması ve durağan olmayan serilere de uygulanabilmesi yöntemi klasik frekans boyutu yaklaşımları olan Fourier ve Spektral analizlerden avantajlı hale getirmektedir. Bu yöntemi kullanarak yapılan çalışmalar; daha çok akustik, astronomi, mühendislik, jeoloji, tıp, meteoroloji, oşinografi ve fizik disiplinlerinde yoğunlaşmış olmakla beraber ekonomi ve finans alanlarında pek de fazla değildir. Bu tez çalışmasının amacı dalgacıklar yönteminin finansal zaman serileri analizinde de uygulanabilir olduğunu ortaya koymaktır.

Bu amaç doğrultusunda İMKB’deki uzun dönem bağımlılık yapısını tahmin etmek için Jensen (1999) tarafından geliştirilen kesikli dalgacık dönüşümü kullanılmıştır. Jensenin yapmış olduğu simülasyonlar dalgacık temelli bu yöntemin diğer yöntemlere göre daha etkin olduğunu göstermiştir. Bu çalışmanın bulguları da Jensen’in bulguları ile tutarlı olduğundan, dalgacıklar yönteminin uzun dönem bağımlılık yapısı tahminlerinde daha etkin ve tutarlı sonuçlar verdiğini dolayısıyla finansal analizlerde de dalgacıkların kullanılabilir olduğunu söylemek mümkündür.

Anahtar Sözcükler

Dalgacıklar Yöntemi Frekans Boyutu Kesikli Dalgacık Uzun Bellek
Dönüşümü

ABSTRACT

Yazar : Sevda Gürsakal
Üniversite : Uludağ Üniversitesi
Anabilim Dalı : Ekonometri
Bilim Dalı : İstatistik
Tezin Niteliği : Doktora Tezi
Sayfa Sayısı : xiv + 224
Mezuniyet Tarihi : / / 2009
Tez Danışman(lar)ı : Doç. Dr. Fatma Acar

Frequency Domain Approach To Financial Time Series Analysis: Wavelets Methods and An Evidence From İMKB

Wavelets methods are mathematical expansions that transform data from the time domain into different layers of frequency levels. Compared to standard Fourier and Spectral analysis, they have the advantage of being localized both in time and in the frequency domain, and enable the researcher to analyze non-stationary data at different scales. Applications using wavelets in disciplines other than economics and finance are extensive, with many papers published in areas such as acoustics, astronomy, engineering, forensics, geology, medicine, meteorology, oceanography and physics. The main aim of this thesis is to shed new light on wavelet analysis by illustrating its usage in applied financial time series analysis.

For this purpose we used the discrete wavelet transform, devised by Jensen (1999), to estimate the long memory parameter for ISE National 30 and 100 indexes. Jensen's test based on wavelet methods, has significant advantages over the conventional long memory tests. According to Monte Carlo studies conducted by Jensen wavelet based test has smaller MSE(Mean Square Error) than the other long memory models. Since our estimation results are consistent with Jensen's simulation results we can finally say that " wavelet methods are more efficient than the other methods and however wavelets methods can be used financial analysis.

Key Words

Wavelets Methods

Frequency Domain

Discrete Wavelet
Transform

Long Memory

ÖNSÖZ

Dalgacıklar yöntemi son 15 yıldan bu yana hızla gelişmektedir. Bu yöntemi kullanarak yapılan uygulamalar daha çok akustik, astronomi, mühendislik, jeoloji, tıp, meteoroloji, oşinografi ve fizik disiplinlerinde yoğunlaşmıştır. Sayılan bu disiplinler arasında ekonomi ve finansın olmaması göze çarpan bir eksikliklerdir. Bu çalışmanın temel amacı; dalgacıklar yönteminin ekonomi ve finans disiplinlerinde de verimli bir kullanım alanına sahip olduğunu gerek konuyla ilgili teorik bilgilere yer vererek ve gerekse de finansal bir veri kümesi ile bir uygulama yaparak ortaya koymaya çalışmaktır. Yapılan literatür taramaları sonucunda dalgacıklar yönteminin finansal ve ekonomik değişkenlere uygulaması konusunda Türkiye’de yapılmış çalışmaların yok denecek kadar az olduğu görülmüş ve dolayısıyla bu bağlamda bu tezin Türkçe literatüre de önemli bir katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

Bu çalışmanın ortaya çıkmasında benden desteklerini esirgemeyen değerli hocalarım Prof. Dr. Mustafa Aytaç ve Doç. Dr. Nuran Bayram’a teşekkürü bir borç bilirim. Ayrıca yapıcı eleştirileriyle tezimin şekillenmesinde katkıda bulunan danışmanıma ve tüm jüri üyeleri ile sevgili hocam Prof. Dr. Necmi Gürsakal’a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Son olarak bu süreçte desteğini hiç esirgemeyen sevgili eşim Gürsu Gürsakal’a ve aileme teşekkür ederim.

Sevda GÜRSAKAL

Bursa, 2009

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAY SAYFASI.....	ii
ÖZET.....	iii
ABSTRACT.....	iv
ÖNSÖZ	v
İÇİNDEKİLER.....	vi
TABLolar.....	x
ŞEKİLLER.....	xi
GİRİŞ	1

I. BÖLÜM

ZAMAN BOYUTUNDAN FREKANS BOYUTUNA GEÇİŞ

1. FOURIER TEORİSİ.....	8
1.1. Periyot ve Periyodiklik.....	10
1.1.1. Trigonometrik Kavramlar.....	12
1.1.2. Periyodik Fonksiyonların Özellikleri.....	17
1.2. Fourier Serileri.....	19
1.2.1. Fourier Serilerinin Özellikleri.....	21
1.2.2. Fourier Dönüşümü.....	23
1.3. Kesikli Fourier Dönüşümü (Discrete Fourier Transform).....	28
1.4. Pencerelemiş Fourier Dönüşümü (Windowed Fourier Transform).....	29
1.5. Hızlı Fourier Dönüşümleri (Fast Fourier Transform).....	31
2. SPEKTRAL ANALİZ.....	31
2.1. Spektral Yoğunluk Fonksiyonu.....	32
2.2. Periodogram Analizi.....	33
2.3. Spektral Analiz ve Periodogram Örneği.....	35
3. DALGACIKLARA GENEL BAKIŞ.....	38
3.1. Dalgacıkların Tarihsel Süreci.....	40

3.1.1.	1930 Öncesi.....	40
3.1.2.	1930'lu Yıllar.....	41
3.1.2.1.	Baz fonksiyonları.....	41
3.1.2.2.	Ölçeği Değişen Baz Fonksiyonları.....	42
3.1.3.	1960 – 1980 Arası Dönem.....	43
3.1.4.	1980 Sonrası Dönem.....	43
4.	SPEKTRAL ANALİZ, FOURIER DÖNÜŞÜMÜ VE DALGACIK DÖNÜŞÜMLERİ ARASINDAKİ FARKLILIKLAR.....	43

II. BÖLÜM

DALGACIKLAR YÖNTEMİ

1.	DALGACIKLARIN TEMELİ.....	50
1.1.	Ölçek Parametresi.....	52
1.2.	Konum Parametresi.....	54
2.	SÜREKLİ DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ.....	55
3.	SÜREKLİ DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ YOLUYLA KESİKLİ DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ.....	60
4.	KESİKLİ DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ.....	62
4.1.	Kesikli Dalgacık Filtresi.....	65
4.2.	Dalgacık Türleri.....	67
4.2.1.	Haar Dalgacığı.....	67
4.2.2.	Daubechies Dalgacığı.....	69
4.2.3.	Mexican Hat Dalgacığı.....	70
4.2.4.	Morlet Dalgacığı.....	71
4.2.5.	Coiflet Dalgacığı.....	72
4.2.6.	Symlet Dalgacığı.....	73
4.3.	Kesikli Dalgacık Dönüşümü Örneği.....	74
4.4.	Kesikli Dalgacık Dönüşümü Uygulaması: Piramit Algoritması.....	77

5.	DALGACIKLARIN KULLANIM ALANLARI.....	78
6.	İKTİSADİ VE FİNANSAL ZAMAN SERİLERİNDE DALGACIKLAR YÖNTEMİ.....	80

III. BÖLÜM

FİNANSAL ZAMAN SERİLERİNDE UZUN BELLEK

1.	ÇEŞİTLİ UZUN BELLEK TANIMLARI.....	84
2.	FİNANSAL ZAMAN SERİLERİNDE UZUN BELLEKLİ SÜREÇLER.....	86
	2.1. Etkin Piyasa Hipotezi.....	89
	2.2. Zayıf Formda Etkinlik.....	90
3.	UZUN DÖNEM BAĞIMLILIĞIN TESPİT EDİLMESİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER.....	91
	3.1. Kesirli Bütünleşik Modeller ve ARFIMA(p,d,q).....	93
	3.2. Geweke Ve Porter-Hudak (GPH) Yarı-Parametrik Tahmin Yöntemi...97	
	3.3. Uzun Dönem Bağımlılık Yapısının Dalgacıklar Yöntemi İle Tespit Edilmesi.....	98
4.	FİNANSAL ZAMAN SERİLERİNDE UZUN DÖNEM BAĞIMLILIK YAPISINI ARAŞTIRAN ÇALIŞMALAR.....	102
	4.1. Gelişmiş Ülke Piyasalarına İlişkin Ampirik Çalışmalar.....	102
	4.2. Gelişmekte Olan Ülke Piyasalarına İlişkin Ampirik Çalışmalar.....	103
	4.3. Türkiye Hisse Senedi Piyasasına İlişkin Ampirik Çalışmalar.....	104
	4.4. Getiri Volatilitesindeki Uzun Dönem Bağımlılık Yapısı ve Ampirik Çalışmalar.....	105
	4.5. Uzun Dönem Bağımlılık Yapısının Tespit Edilmesinde Dalgacıklar Yöntemini Kullanan Çalışmalar.....	106
	4.6. Borsadaki Ayı ve Boğa Fazları ve Bu fazların Tespit Edilmesi.....	108

IV. BÖLÜM

UYGULAMA

1.	Verilerin Temel İstatistiksel Özelliklerinin Gözden Geçirilmesi.....	112
2.	Birim Kök Testleri İle Rassal Yürüyüşün Test Edilmesi.....	122
3.	GPH Testi İle Düzey, Getiri Ve Volatilitelerdeki Uzun Dönem Bağımlılık Yapısının Test Edilmesi.....	123
4.	Dalgacıklar Yöntemi Kullanılarak Uzun Dönem Bağımlılığın Tespit Edilmesi.....	124
5.	İMKB’de Ayı Ve Boğa Fazlarının Tespit Edilmesi Ve Bu Fazlardaki Değerlerinin Karşılaştırılması.....	162
	SONUÇ.....	167
	TERİMLER SÖZLÜĞÜ.....	176
	KAYNAKLAR.....	177
	EKLER.....	190
	ÖZGEÇMİŞ.....	224

TABLÖLAR

Tablo 2.1. Ölçek-Frekans İlişkisi	54
Tablo 3.1.:d Parametresinin Değerlerine Göre Bir Serinin Hafıza Özellikleri	96
Tablo 3.2: Jensen'in Simülasyon Sonuçları	101
Tablo 4.1 (a) :Getiri Serilerine İlişkin Betimsel İstatistikler	113
Tablo 4.1 (b) Mutlak Getiri Serilerine İlişkin Betimsel İstatistikler	114
Tablo 4.1 (c) Kareli Getiri Serilerine İlişkin Betimsel İstatistikler	115
Tablo 4. 2: U30 Endeksi Verileri için Betimsel İstatistikler	120
Tablo 4. 3: U100 Endeksi Verileri için Betimsel İstatistikler	121
Tablo 4. 4: ADF Birim Kök Testi Sonuçları	122
Tablo 4. 5: GPH ile Hesaplanan d Değerleri	123
Tablo 4. 6: Dalgacıklar Yöntemi ile Hesaplanan d Değerleri	162
Tablo 4. 7: GPH ve Dalgacıklar Yönteminin Karşılaştırılması	160
Tablo 4. 8: U30 Endeksi Ayı ve Boğa Fazları	162
Tablo 4. 9: İMKB 100 Endeksi Ayı ve Boğa Fazları	164
Tablo 4. 10: Ulusal 30 Endeksi Sonuçları	165
Tablo 4. 11: Ulusal 100 Endeksi Sonuçları	166

ŞEKİLLER

Şekil 1.1: Bir EKG Örneği	6
Şekil 1.2: Frekans Boyutuna İndirgenmiş EKG örneği	7
Şekil 1.3: Bir saz teline vurulduğu zaman duyulan sesin grafiği	9
Şekil 1.4: Bir Dalga ve Özellikleri	11
Şekil 1.5: $R=1$ Yarıçaplı Bir Birim Daire	13
Şekil 1.6: $\sin(\theta)$ Fonksiyonu	14
Şekil 1.7: $\cos(\theta)$ Fonksiyonu	15
Şekil 1.8: 2π Periyodik Fonksiyonu	18
Şekil 1.9: $f(t)=\sin(t)+2\cos(3t)+0,3\sin(50t)$ 'nin Grafiği	23
Şekil 1.10: $\cos 3t$ 'nin Grafiği	25
Şekil 1.11: $\cos 3t$ 'nin Fourier Dönüşümünden Sonraki Grafiği	26
Şekil 1.12: Sürekli Bir Sinyalin Grafiği	26
Şekil 1.13: Kesikli Bir sinyalin Grafiği	27
Şekil 1.14: Farklı Pencere Uzunlukları için PFD	30
Şekil 1.15: x_t 'nin Zaman Grafiği	36
Şekil 1.16: Otokorelasyon ve Kısmi Otokorelasyon Fonksiyonları	37
Şekil 1.17: x 'in Periodogramı	38
Şekil 1.18: Zaman ve Frekans Boyutu Farkı	44
Şekil 1.19: PFD ve Dalgacık Dönüşümü Arasındaki Fark	45
Şekil 1.20: Fourier Baz Fonksiyonlarınının Zaman-Frekans Düzleminde Kapladığı Alan	47

Şekil 1.21: Daubechies Dalgacık Baz Fonksiyonunun Zaman- Frekans Düzleminde Kapladığı Alan	47
Şekil 2.1: Ölçek Fonksiyonu ve Ana Dalgacık Fonksiyonu	52
Şekil 2.2. Farklı Ölçeklerdeki Dalgacıklar	53
Şekil 2.3: Konum Parametresinin Dalgacık Fonksiyonuna Etkisi	54
Şekil 2 4: Kesikli Dalgacık Dönüşümü Süreci	55
Şekil 2.5. Sürekli Bir Sinyaldeki Süreksizlikler	59
Şekil 2.6: Koordinat Eksenleri SDD'nin Ölçek Ve Konum Parametreleri Olan Zaman-Frekans Uzayının Yarıısı	60
Şekil 2.7: Kesikli Dalgacık Dönüşümü Aşamaları	61
Şekil 2.8: Haar Dalgacık ve Ölçekleme Fonksiyonu	68
Şekil 2.9: Daubechies Ölçekleme ve Dalgacık Fonksiyonları	70
Şekil 2.10: Mexican Hat Dalgacığı	71
Şekil 2.11: Morlet Dalgacığı	72
Şekil 2.12: Coiflet Dalgacığı	73
Şekil 2.13: Symlet Dalgacıkları	73
Şekil 2.14: X Serisinin Grafiğı	74
Şekil 2.15: Piramit Algoritması Yoluyla x'in ayrıştırılması	78
Şekil 2.16: Piramit Algoritması Yoluyla Rekonstrüksiyon	78
Şekil 2.17: Dalgacıklar ve Uygulama Alanları	79
Şekil 3.1.Farklı Uzun Dönem Bağımlılık Parametresi (d) Değerleri için Kesirli Fark Sürecinin Spektral yoğunluk Fonksiyonu	95
Şekil 4.1: Düzey Serilerinin Zaman Serisi Grafikleri	116
Şekil 4.2: Getiri Serilerinin Zaman Serisi Grafikleri	117
Şekil 4.3: Mutlak Getiri Serilerinin Zaman Serisi Grafikleri	118

Şekil 4.4: Kareli Getiri Serilerinin Zaman Serisi Grafikleri	119
Şekil 4. 5: Ulusal 30 Endeksi Zaman Serisi Grafiği	120
Şekil 4. 6: Ulusal 100 Endeksi Zaman Serisi Grafiği	121
Şekil 4. 7: Akbank Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	125
Şekil 4. 8: Akbank Kareli ve Mutlak Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	126
Şekil 4. 9: Arçelik Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	127
Şekil 4. 10: Arçelik Kareli ve Mutlak Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	128
Şekil 4. 11: Doğan Holding Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	129
Şekil 4. 12: Doğan Holding Kareli ve Mutlak Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	130
Şekil 4. 13: Garanti Bankası Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	131
Şekil 4. 14: Garanti Bankası Kareli ve Mutlak Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	132
Şekil 4. 15: Ereğli Demir Çelik Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	133
Şekil 4. 16: Ereğli Demir Çelik Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	134
Şekil 4. 17: İş C Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	135
Şekil 4. 18: İş C Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	136
Şekil 4. 19: Hürriyet Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	137
Şekil 4. 20: Hürriyet Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	138
Şekil 4. 21: Koç Holding Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	139
Şekil 4. 22: Koç Holding Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	140

Şekil 4. 23: Migros Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	141
Şekil 4. 24: Migros Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	142
Şekil 4. 25: Petkim Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	143
Şekil 4. 26: Petkim Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	144
Şekil 4. 27: Petrol Ofisi Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	145
Şekil 4. 28: Petrol Ofisi Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	146
Şekil 4. 29: Şişecam Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	147
Şekil 4. 30: Şişecam Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	148
Şekil 4. 31: THY Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	149
Şekil 4. 32: THY Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	150
Şekil 4. 33: Tüpraş Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	151
Şekil 4. 34: Tüpraş Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	152
Şekil 4. 35: Yapı kredi Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	153
Şekil 4. 36: Yapı kredi Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	154
Şekil 4. 37: Ulusal 30 Endeksi Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	155
Şekil 4. 38: Ulusal 30 Endeksi Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	156
Şekil 4. 39: Ulusal 100 Endeksi Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	157
Şekil 4. 40: Ulusal 100 Endeksi Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları	158
Şekil 4. 41: Ulusal 30 Endeksi Ayı ve Boğa Fazları	163
Şekil 4. 42: Ulusal 100 Endeksi Ayı ve Boğa Fazları	164

GİRİŞ

Zaman serisi analizleri zaman boyutu analizleri ve frekans boyutu analizleri olmak üzere iki farklı boyutta incelenmektedir. Zaman boyutlu analizler, ele alınan zaman serisini zamanın bir fonksiyonu olarak değerlendirirken, frekans boyutlu analizlerde ise ele alınan seri çeşitli frekans bileşenlerine ayrıştırılarak frekansın bir fonksiyonu olarak değerlendirilmektedir. Zaman boyutlu analizlerde zaman serisine ilişkin otokorelasyon fonksiyonları, frekans boyutlu analizlerde ise spektral yoğunluk fonksiyonu incelenmekte ve dolayısıyla frekans boyutlu analizler sayesinde serideki periyodik dalgalanmalar ortaya çıkarılmaktadır. Frekans boyutlu analizler söz konusu olduğunda Fourier teorisi ve spektral analiz akla gelmektedir. Spektral analizde ilgilenilen zaman serisi frekans bileşenlerine ayrıştırılırken seriye ilişkin zaman bilgisi göz ardı edilmektedir. Ayrıca bu analiz sadece zaman serisi durağan olduğunda faydalı bir analiz olmaktadır. Dolayısıyla frekans boyutlu analizlere alternatif olarak “dalgacıklar analizi” geliştirilmiştir. Dalgacıklar analizini avantajlı kılan iki temel özellik sözkonusudur. Bu özelliklerden biri durağan olmayan zaman serilerini de analiz edebilmesi diğeri ise frekans ayrıştırması yaparken zaman bilgisini de dikkate almasıdır.

Dalgacıklar literatürü, özellikle son 15 yıl içinde oldukça hızlı bir gelişme içerisine girmiştir. Farklı disiplinlerde dalgacıklar yöntemi kullanılarak yapılmış olan çok sayıda çalışma mevcuttur. 1980’li yılların sonlarında teorik temelleri oluşturulduktan sonra, dalgacıkların ilk uygulamalarından biri; depremin tahmin edilmesi ile ilgili olmuştur. Bu alanda dalgacıklar, Fourier analizinin yapamadığı, durağan olmayan sismik sinyallerin zaman ve frekans boyutlu analizlerinde faydalı olmuştur. Dalgacıkların durağan olmayan sinyalleri de analiz edebilme özelliği, veri sıkıştırma da faydalı olmuş ve bu bağlamda 1992’de FBI dalgacıkların, görüntü sıkıştırma özelliğini kullanarak parmak izi veritabanını yeniden oluşturmuştur. Özellikle akustik, astronomi, mühendislik, jeoloji, tıp, meteoroloji, oşinografi ve fizik alanlarında oldukça yaygın bir kullanım alanı bulmuş olan dalgacıklar, son yıllarda iktisadi ve finansal uygulamalarda da yer almaya başlamıştır.

Bu tez çalışmasına son yıllarda finansal zaman serileri analizinde de uygulanmaya başlayan ve frekans boyutu yaklaşımına alternatif olarak geliştirilen “Dalgacıklar Yöntemi” temel oluşturmaktadır. Bu bağlamda Türkçe literatürdeki eksiklik de dikkate alınarak yöntemin finans alanındaki bir uygulamasını ortaya koymak amacıyla finansal zaman serilerindeki uzun dönem bağımlılık yapısı tespit edilmeye çalışılmıştır. Yapılan literatür taramaları doğrultusunda “Dalgacıklar Yöntemi” kullanarak yapılan uzun dönem bağımlılık yapısı tahminlerinin diğer frekans boyutlu tahminlere göre daha etkin olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bu amaçla uzun dönem bağımlılık yapısı hem Geweke, J. F. ve Porter-Hudak, S. tarafından 1983 yılında geliştirilen GPH yöntemi olarak adlandırılan Fourier tabanlı bir test ile hem de dalgacık temelli bir yöntem kullanılarak tahmin edilmiş ve bulgular karşılaştırılmıştır.

Birinci bölümde dalgacıklar yöntemine de temel oluşturması amacıyla öncelikle fourier teorisi ve spektral analiz üzerinde durulmuş daha sonra ise dalgacıklar analizine temel bir giriş yapılarak, dalgacıklar analizinin gelişimindeki tarihsel sürece değinilecektir. Son olarak da Spektral Analiz ve Dalgacıklar Analizi arasındaki benzerlik ve farklılıklar ortaya konulacaktır.

Çalışmanın ikinci bölümüne dalgacıklar analizine ilişkin ayrıntılı açıklamalar temel oluşturacak, bu çerçevede öncelikle dalgacıklara ilişkin temel terminolojiden bahsedilecektir. Terminolojisinden sonra, dalgacıklar analizi genel olarak sürekli dalgacık dönüşümü ve kesikli dalgacık dönüşümü olmak üzere iki farklı şekilde ele alındığından, ilk olarak sürekli dalgacık dönüşümü kısaca anlatılacak, bizim çalışmamıza temel oluşturması nedeniyle kesikli dalgacık dönüşümüne daha ayrıntılı bir şekilde yer verilecektir. Bu bölümde ayrıca dalgacıkların genel kullanım alanları ve özellikle de iktisadi ve finansal zaman serilerindeki kullanım alanlarına ve bu alanda hem yabancı literatürde hem de Türkçe literatürde yapılmış çalışmalara yer verilecektir.

Üçüncü bölümde zaman serilerindeki uzun dönem bağımlılık yapısı açıklanmaya çalışılacaktır. Bu bağlamda önce uzun dönem bağımlılık yapısı tanımlarına yer verilerek, ardından finansal zaman serilerindeki uzun dönem bağımlılığın ne anlama geldiği ve bununla bağlantılı olarak etkin piyasa hipotezi açıklanmaya çalışılacaktır. Finansal zaman serilerinde uzun dönem bağımlılık yapısının tespit edilme yöntemlerinden özellikle frekans boyutlu yöntemler ve dalgacık temelli yöntem üzerinde durulduktan sonra, son olarak finansal zaman serilerinde uzun dönem bağımlılık yapısını araştıran çeşitli çalışmalara yer verilecektir.

Uygulama bölümü olan dördüncü bölümde ise İstanbul Menkul Kıymetler Borsası temel alınarak, bu kapsamda Ulusal 30 ve Ulusal 100 endeksleri ile Ulusal 30 endeksindeki 16 şirket verisine ilişkin getiri, mutlak getiri ve kareli getiri serileri ele alınacak ve bu verilere ilişkin uzun dönem bağımlılık yapısı tespit edilmeye çalışılacaktır. Amaç önceki bölümlerde üzerinde durulduğu gibi, dalgacıklar yöntemi ile yapılan tahminlerin GPH yönteminden daha etkin olduğunu ortaya koymaktır. Ayı ayrı şirket verilerini almaktaki amaç ise, Ulusal 30 endeksindeki uzun dönem bağımlılık yapısı ile bireysel bir şirketin yapısının değişim gösterip göstermediğini incelemektir. Uygulama bölümünde son olarak bir de hisse senedi piyasasında iki ayrı dönem olarak bilinen “ay” ve “boğa” fazları tespit edileye çalışılarak, bu fazlardaki uzun dönem bağımlılık yapısının farklılık gösterip göstermediği araştırılacaktır.

I. BÖLÜM

ZAMAN BOYUTUNDAN FREKANS BOYUTUNA GEÇİŞ

Geleneksel zaman serileri analizinde temel yaklaşım, incelenen serinin geçmişteki davranışlarını ve geçmişe ilişkin bu bilgiler doğrultusunda değişkenin gelecekteki davranışını açıklamaya çalışmaktır. Ancak zaman serisi analizinin ilk geliştiği dönemlerde, modellerde sadece sistematik kısmın yer aldığı regresyon modelleri ile zamanın (T) etkisinin olup olmadığının incelendiği görülmekte ve fonksiyonel ilişki $Y_t=f(T)$ olarak gösterilmekteydi. 1960'ların sonundan itibaren ise zaman serileri analizleri; serinin trend, konjonktürel hareketler, mevsimsel hareketler ve düzensiz hareketler olmak üzere dört ayrı bileşenden oluştuğu ve bu bileşenlerden ayrıştırılması gerektiği üzerine temellenmiştir. Bu ayrıştırma “Geleneksel Zaman Serisi Ayrıştırma Yöntemi” olarak bilinmektedir (Akgül, 2003: x1). Ancak, zaman serileri analizi sadece ayrıştırma yöntemi olarak kullanılmamaktadır. Bu analizler aynı zamanda, serileri ortaya çıkaran veri türetme sürecini (Data Generating Process) anlamak ve serilerin gelecekteki davranışlarını önraporlamak gibi amaçlar için de kullanılmaktadır. Bu amaçlar doğrultusunda geleneksel zaman serisi yaklaşımına bir alternatif olarak, “Zaman Serisi Ekonometrisi” yaklaşımı geliştirilmiştir. Bu yaklaşımda ele alınan modellerde serilerin durağan olduğu, yani ortalama ve varyanslarının zaman içerisinde değişmediği varsayılmaktadır (Sevüktekin ve Nargeleçekenler, 2007:47).

Zaman serileri analizi seriye ilişkin özellikleri özetler ve serinin göze çarpan yapısını ortaya koymaya çalışır. Bu işlem zaman boyutunda yapılabileceği gibi frekans boyutunda da ele alınabilir. Örneğin frekans boyutunda konjonktürel hareketler dikkate alınırken, zaman boyutunda zamanın farklı noktalarındaki gözlemler arasında gerçekleşen ilişkiler üzerine odaklanılır (Sevüktekin ve Nargeleçekenler, 2007: 42).

Zaman boyutlu analizler, ele alınan zaman serisini zamanın bir fonksiyonu olarak değerlendirirken, frekans boyutlu analizlerde ise ele alınan seri çeşitli frekans bileşenlerine ayrıştırılarak frekansın bir fonksiyonu olarak değerlendirilmektedir. Zaman boyutlu

analizlerde zaman serisine ilişkin otokorelasyon fonksiyonları, frekans boyutlu analizlerde ise spektral yoğunluk fonksiyonu incelenmekte ve dolayısıyla frekans boyutlu analizler sayesinde serideki periyodik dalgalanmalar ortaya çıkarılmaktadır.

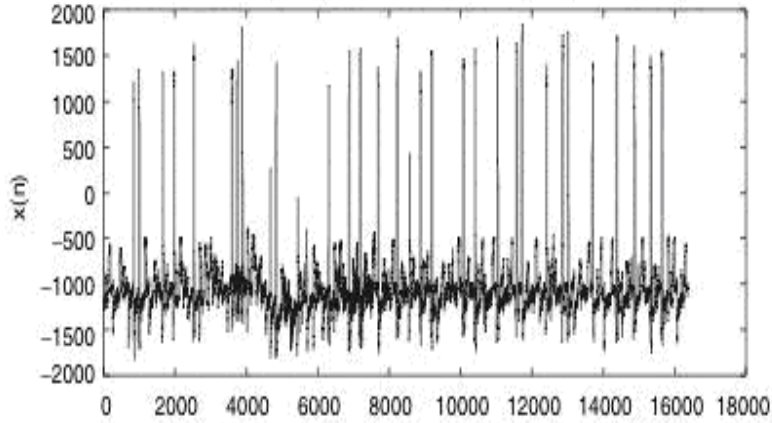
Klasik zaman boyutu yaklaşımı; finansal ya da ekonomik değişkenlerin zamana bağlı özelliklerini ortaya koymaya çalışmakta ancak, değişkenin frekans bileşenleri ile ilgili herhangi bir bilgiye yer vermemektedir. Bu nedenle de değişkenin davranışının incelenmesiyle ilgili frekansın örneklem frekansı ile uyduğu şekilde zımni bir varsayım yapmaktadır. Eğer değişkenin (sinyalin)¹ gerçekleşmesi sadece bir frekansa değil birden çok frekans bileşenine bağlı ise bir sorun oluşmakta ve böyle bir durumda zaman boyutu yaklaşımı orijinal veri setindeki bilginin etkin bir şekilde işlenmesinde yeterli olamamaktadır. (Masset, P., 2008) İşte tam burada frekans boyutu analizleri devreye girmektedir.

Frekans boyutlu analizler elektrik mühendisliği, fizik, jeofizik, meteoroloji ve deniz bilimleri alanlarında yaygın olarak kullanılmaktadırlar. Frekans boyutlu analizlerin başlangıcı 19. yüzyılın sonlarında fizikte ışığın ayrıştırılmasına dayanmaktadır (Koopmans, 1974: 29)

Frekans bilgisine neden ihtiyaç duyulduğu ve neden zaman boyutlu analizlerden frekans boyutlu analizlere geçildiğini şöyle basit bir örnekle açıklayabiliriz: Herhangi bir kişinin elektrokardiyografiğini (EKG) incelediğimizi varsayalım. Aşağıdaki Şekil 1'deki gibi bir EKG, kişinin kalp atışlarının zaman içindeki değişimini gösteren bir zaman serisi grafiğidir. İktisadi ve finansal zaman serilerinde olduğu gibi kardiyolojik zaman serilerinde de olması arzu edilen ideal bir şekil söz konusudur. Bir kardiyolog sağlıklı bir insanda

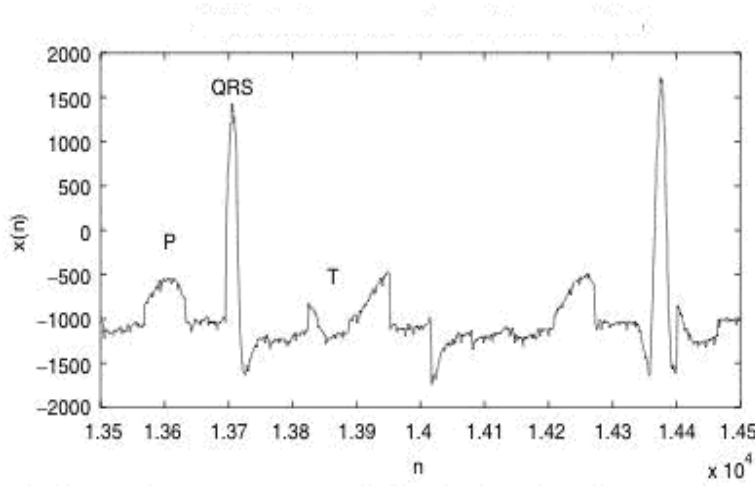
¹ Sinyal terimi, herhangi bir fenomenin davranışına ya da yapısına ilişkin bilgi içeren bir ya da daha fazla bağımsız değişkenin fonksiyonu anlamına gelmektedir. Örneğin, elektrik akımı, görüntü, konuşma sinyalleri, hisse senedi endeksleri v.b. herbiri zamanla değişen süreçler tarafından ortaya çıkmış sinyallerdir (Qian, Shie, 2002, s. 22).

olması gereken bu şekli bilir ve bu şekilde ortaya çıkan bir sapma, kişiye ilişkin bir sağlık problemi olabileceğini düşündürür.



Şekil 1.1: Bir EKG Örneği (Kaynak: Allen, R. L. ve Mills, D.W., 2004, s. 13)

Ancak, bu şekilde bir zaman serisine bakılarak ortaya çıkan sapmaları kolayca görmek her zaman mümkün olmayabilir. Bu nedenle de zaman boyutundaki grafik frekans boyutuna dönüştürülür. Bu sayede kişinin EKG grafiğinde zaman içinde ortaya çıkan sapmalar ya da düzensiz hareketler açıkça görülebilir. İşte bu nedenle zaman serilerinin grafiklerini zaman boyutunun yanı sıra frekans boyutunda da incelemekte fayda vardır (Polikar, R. 1999). Şekil 1.2’de Şekil 1.1’deki EKG’nin frekans boyutuna indirgenmiş hali görülmektedir. Açıkça görüleceği gibi, 1,37–1,38 noktaları ile 1,43–1,44 noktaları arasında dikkate değer sapmalar söz konusudur. Şekil 1.1’de bu sapmalar açık bir şekilde görülememekte idi.



Şekil 1.2: Frekans Boyutuna İndirgenmiş EKG örneği (Kaynak: Allen, R. L. ve Mills, D.W., 2004, s. 13)

Frekans boyutuna geçişin faydasını iktisadi bir örnekle de açıklayalım: Zaman içerisinde belli aralıklarla kaydedilmiş herhangi bir iktisadi değişkeni düşünelim, örneğin, aylık Gayrisafi Milli Hasıla (GSMH) büyüme oranının uzun dönem ortalamasından sapmalarının frekans boyutu analizi yapıldığında, elde edilecek düzenli dalgaların hangilerinin daha önemli, hangilerinin daha önemsiz olduğu görülebilir. Örneğin; analiz sonucunda bir tanesinde her bir dalga 12 aylık bir periyoda sahip, diğerinde ise 120 aylık bir periyoda sahip iki tane düzenli dalga öne çıkmış olsun. Burada 120 aylık periyoda sahip dalgaların önem kazanması, ekonominin 10 yıllık sürelerde daralma - toparlanma - genişleme - yavaşlama evrelerinden geçtiğini göstermektedir. Böylece, geleceğin geçmişten pek de farklı olmayacağı varsayımıyla, eğer şimdi bir ekonomik küçülme yaşanıyorsa önümüzdeki 10 yılda ne olabileceği kestirilebilir. Buna göre de yatırım ve tüketim kararları daha anlamlı bir şekilde verilebilir (Selçuk, 2005:13)

Frekans boyutunun önemi nedeniyle zaman boyutundan frekans boyutuna geçişi sağlayan bir takım fonksiyonlar ya da matematiksel araçlar geliştirilmiştir. “Fourier Dönüşümü” ve “Spektral Analiz” bu araçların en yaygın kullanılanlarıdır. Bu popüler

araçlara son yirmi yıldır oldukça yaygın olarak kullanılan bir yöntem olan “Dalgacıklar Yöntemi (Wavelets Method)” de eklenmiştir. Bu nedenle, dalgacıklara temel oluşturması amacıyla bu bölümde Fourier ve Spektral analizler üzerinde durulacaktır.

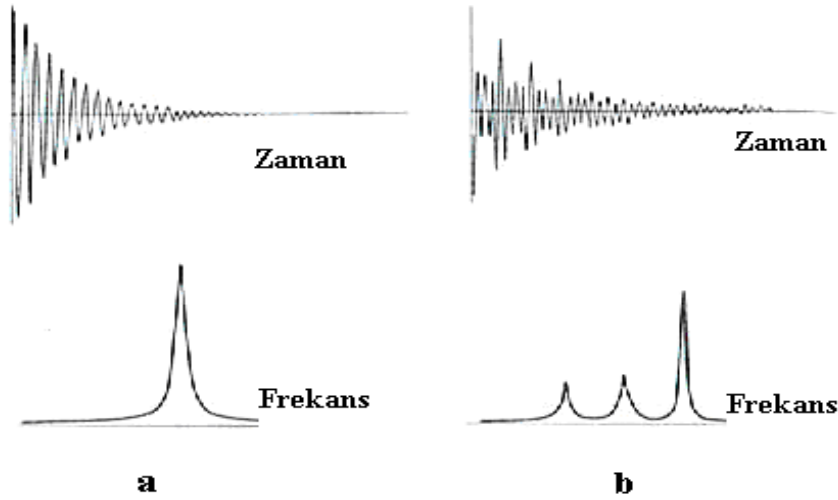
1. FOURIER TEORİSİ

Sinyal işlemede kullanılan temel matematiksel araçlardan birisi “dönüşüm”dür. Örneğin; bir kişiden Romen rakamıyla LXIV ve XXXII çarpımının sonucunu söylemesini istediğimizde, kısa süre içinde doğru cevap alamayız. Ancak bu sayıları 64 ve 32 şekline dönüştürüp, tekrar aynı soruyu sorduğumuzda kolaylıkla 2048 cevabını alabiliriz. İşte burada da bir dönüşüm uygulamış oluyoruz. Bu dönüşüm sayesinde, daha doğru sonuçlar elde edebiliriz. Fourier dönüşümü de sinyali zaman boyutundan frekans boyutuna dönüştüren popüler dönüşümlerden biridir (Qian, S., 2002:2).

Yaklaşık 200 yıl önce Joesph Fourier, ısının yayılması ve dağılması konusunda yaptığı çalışmalar sırasında, ısının insan vücudunda dağılımını gösteren ve sinüsoidal fonksiyonlarla harmonik olarak ilişkili olan bir seri geliştirmiştir. Her bir sinüsoidal fonksiyonun bu serideki ağırlığının hesaplanması için de “Fourier dönüşümü” geliştirilmiştir (Qian, S., 2002:2).

Parmak izimizi, doktorumuzun istediği röntgen sonuçlarını ya da saniyede bir kaydedilen Dolar / TL çapraz kurlarını birbirleriyle karşılaştırılabilecekleri şekilde ortak bir dile dönüştürmenin mümkün olup olmadığını düşünelim. İlk bakışta, bunun teorik olarak mümkün olabileceği, ancak pratikte çok zor bir iş olduğu düşünülebilir. Ayrıca, böyle bir dönüşümün sağlayacağı yararın ne olacağı da akla gelebilir. Yukarıda da bahsedildiği gibi, 1822’de Jean Baptiste Joseph Fourier yayımladığı “La Theorie Analytique de la Chaleur (Isının Analitik Teorisi)” isimli bir kitapta, böyle bir dönüşümün mümkün olduğunu göstermiştir (Selçuk, F. 2005:12).

Fourier dönüşümü, bilim ve teknolojide oldukça önemli yer tutan ve çok sayıda uygulama alanı olan bir tekniktir. Burada amaç, birbirleriyle dönüşüm altında ilişkili olan iki farklı uzay arasında geçişi sağlamaktır. Diğer bir deyişle, bir olayın iki farklı uzayda incelenmesine olanak sağlamaktadır. Örneğin; Şekil 1.3(a)'da görüldüğü gibi, gergin bir saz teline vurulduğu zaman, şiddeti zamanla azalan bir ses duyulur. Buradaki olay zamana bağlıdır. Fourier dönüşümüyle olay frekans uzayına taşınarak, titreşimin hangi frekansta olduğu gözlenebilir. Bir de sazın bütün tellerine aynı anda vurulduğu varsayıldığında (Şekil 1.3(b)) duyulacak olan ses tek tek tellerin çıkardığı seslerin karışımıdır ve her bir sesin şiddeti aslında diğerlerinden bağımsız olarak farklı zamanda azalır ve sonunda söner. Bu sinyalin Fourier dönüşümüyle frekans uzayına taşınması seslerin birbirine göre şiddetini, frekanslarını, ayrıca tek tek seslerin titreşim aralıklarını vermektedir.



Şekil 1.3: (a) Bir saz teline vurulduğu zaman duyulan sesin grafiği ve bu sesin Fourier dönüşümüyle frekans uzayındaki grafiği.(b) Bir sazın bütün tellerine vurulduğu zaman duyulan sesin grafiği ve bunun Fourier dönüşümü.

Fourier'in ortaya koyduğu en önemli konulardan biri, herhangi bir düzensiz periyodik fonksiyonun (buna "sinyal" de diyebiliriz) - ne kadar düzensiz olursa olsun - gayet düzgün, eni boyu bilinen ve düzenli olarak dalgalanan başka fonksiyonların

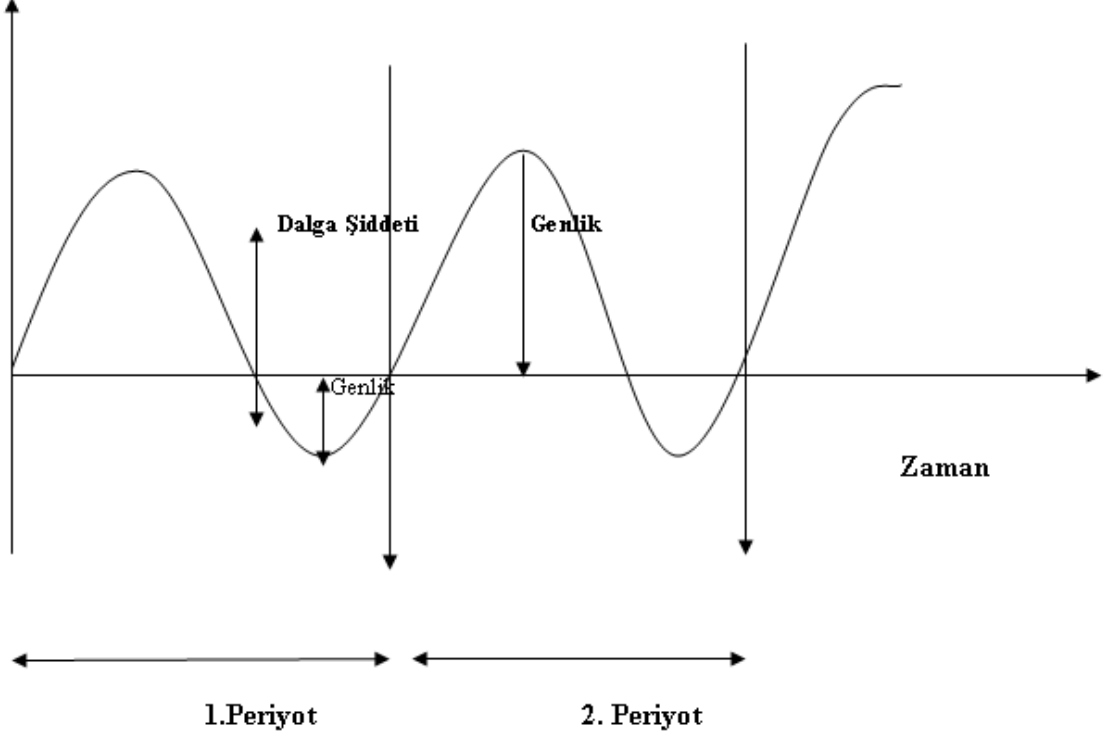
(sinyallerin) toplamı olarak ifade edilebileceği olmuştur. Bu fonksiyonlar, sinüs ve kosinüs fonksiyonlarıdır. Analiz etmek istenilen, pek de düzenli bir şekilde dalgalanmayan fonksiyon, bu düzenli dalgalanan fonksiyonların toplamı olarak ifade edilebilir. Analiz sırasında bir yandan sinüs ve kosinüs fonksiyonlarının dalga yükseklikleri değiştirilirken, öte yandan da bu fonksiyonlar sağa – sola kaydırılmaktadır. Böylece, başlangıç noktaları ve periyotları farklı çok sayıda periyodik fonksiyon elde edilerek, sonuçta dikey olarak toplandıklarında birbirlerine eklenmeleri ya da bir diğerini iptal etmeleri sağlanmakta ve toplam, analiz edilen sinyali vermektedir (Selçuk, 2005:13).

1.1. Periyot ve Periyodiklik

Daha önce de belirtildiği gibi, frekans boyutlu analizler, serinin bir dizi sinüs ve kosinüs dalgaları toplamından oluştuğu düşüncesinden hareket etmektedir. Bu sinüsoidal hareketler, frekans, periyot, evre ve genlik olarak adlandırılan özellikleri ile karakterize edilirler (Esen, S.1985:32).

Frekans; süreçteki döngüsel hareketlerin ne sıklıkta olduğunu özetlemektedir. Bir başka deyişle; 2π 'de bir tamamlanan döngü sayısını ifade etmektedir. Periyot ise, sürecin döngüsel hareketi tamamlaması için gereken zaman uzunluğunu göstermektedir². Diğer bir kavram olan evre, sinüsoidal dalganın sıfır değerine ve pozitif eğime sahip olmak için yer değiştireceği frekansa karşı gelen boyutsuz bir parametredir. Genlik (Amplitude), bir dalganın yüksekliği, yani dalganın maksimum ya da minimum noktası ile yatay eksen arasındaki uzaklıktır. Ayrıca dalga ile ilgili olarak bir de “dalga şiddeti” kavramından söz etmekte fayda vardır. Dalganın maksimum noktası ile minimum noktası arasındaki aralık olan ve genliğin iki katı olarak ifade edilen değer “dalga şiddeti” olarak bilinmektedir. Aşağıdaki Şekil 1.4. bir dalga ve bu dalganın yukarıda bahsedilen özelliklerini göstermektedir (Esen, S.1985:32).

² Periyot aynı zamanda “dalga uzunluğu” olarak da bilinir.



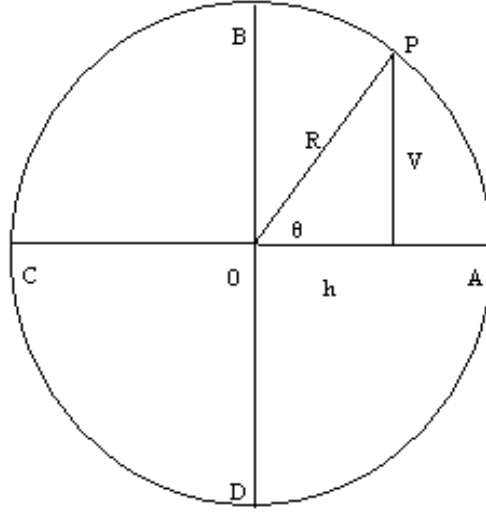
Şekil 1.4: Bir Dalga ve Özellikleri

Belirli zaman aralıklarında kendini tekrar eden sürece periyodiklik, bu tür fonksiyonlara periyodik fonksiyonlar denilmektedir. Matematikte ve uygulamalı bilimlerde, yani fizik ve çeşitli mühendislik dallarında pek çok olay periyodiktir. Reel eksen üzerinde tanımlı bir $f(x)$ fonksiyonu, bir P değeri için, $f(x) = f(x+P)$ özelliğini taşıyor ise bu fonksiyona “periyodik fonksiyon” adı verilir. Dolayısıyla burada P değeri periyodu ifade etmektedir (Karaoğlu, 1994:172). Periyodik olayları ifade etmek için trigonometrik fonksiyonlar kullanılmaktadır. Bu nedenle de anlaşılma kolaylığı sağlaması amacıyla temel trigonometrik kavramlara yer verilmiştir.

1.1.1. Trigonometrik Kavramlar

Aşağıdaki Şekil 1.5. $R=1$ yarıçaplı ve orijini O noktası olan bir birim daireyi göstermektedir. Bu birim daire etrafında OA noktasından başlayıp, OB noktasına doğru saat yönünün tersi yönünde hareket ettiğimizi ve tekrar OA noktasına geri döndüğümüzü varsayalım. OA noktasına geri döndüğünde bir döngü tamamlanmış olmaktadır. OP ile OA noktası arası ise yarıçapı θ olarak ifade edilen bir açı ile ölçülür. Sinüs, kosinüs ve tanjant fonksiyonları bu θ açısı kullanılarak aşağıdaki gibi ifade edilmektedir (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002:25):

$$\sin \theta = \frac{V}{R}, \quad \cos \theta = \frac{h}{R} \quad \text{ve} \quad \tan \theta = \frac{V}{h} \quad (1.1)$$



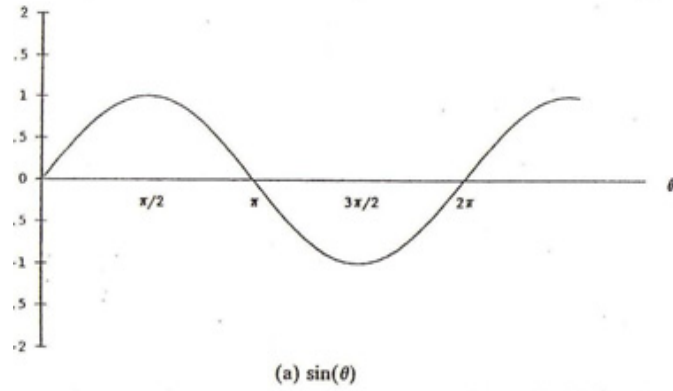
Şekil 1.5: R=1 Yarıçaplı Bir Birim Daire (Kaynak: Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002, s. 26)

Burada açılar daima radyan cinsinden ölçülmekte ve θ ile temsil edilmektedir. Birim yarıçaplı dairenin çevresi ise, 2π olarak ölçülmektedir. Birim daire etrafında çeyrek dönüş ise; $\theta = \frac{1}{4}(2\pi) = \frac{\pi}{2}$ 'dir. Bu şekilde radyanı $\pi/2$ olarak ölçülen açı sağ açı ya da 90 derecelik açı olarak tanımlanmaktadır. 45 derecelik bir açının radyanı $\pi/4$, 180 derecelik açının radyanı π , 360 derecelik açının ise 2π 'dir (Hamilton,1994:704).

$\sin(t)$ ve $\cos(t)$ fonksiyonları, trigonometrik ya da sinüsoidal fonksiyonlar olarak bilinmektedirler. Sinüs fonksiyonu θ 'nın bir fonksiyonu olarak sıfırdan başlamaktadır. Birim daire üzerinde ifade edilecek olursa; sinüs fonksiyonu OA noktasından yani sıfırdan ($V=0$) başlayarak, OB noktasına geldiğinde bir olmakta ($V=R=1$). OB'den OC'ye hareket ettiğinde tekrar sıfıra dönmekte ($V=0$) ve OD noktasında ise eksi bir olmaktadır ($V=-R=-1$). Buradan da; sinüsoidal bir fonksiyon olan sinüs fonksiyonunun ± 1 aralığında dalgalandığını söyleyebiliriz; Yani; $\sin(0)=0$ 'dir. $\theta \pi/2$ olduğunda, sinüs fonksiyonu 1'e yükselmekte, π olduğunda ise tekrar sıfıra dönmektedir. Sinüs fonksiyonu $\theta = 3\pi/2$ olduğunda, minimum noktası olan -1'e yaklaşmakta ve sonra

tekrar yukarı tırmanmaktadır (Şekil 1.6). Eğer birim daire etrafında 2π mesafesinde hareket edilirse, tekrar başlanılan noktaya dönülmekte ve fonksiyon 2π 'de bir kendini tekrar etmektedir. Ayrıca, 2π herhangi bir tamsayı ile çarpıldığında sinüs fonksiyonunun değeri değişmemektedir (Gençay, Selçuk ve Whitcher;2002:27). Bu da aşağıdaki eşitlikte ifade edilebilir:

$$\sin(2\pi n + \theta) = \sin(\theta) \quad (n: \text{tamsayı}) \quad (1.2)$$



Şekil 1.6: $\sin(\theta)$ Fonksiyonu (Kaynak: Hamilton, 1994,s.706)

Bu özelliğinden dolayı sinüs fonksiyonuna periyodik fonksiyon da denilmektedir. Bu nedenle de sinüs fonksiyonu zaman serilerindeki kendini tekrar eden yapıları ifade etmede oldukça faydalıdır (Hamilton; 1994:704-706).

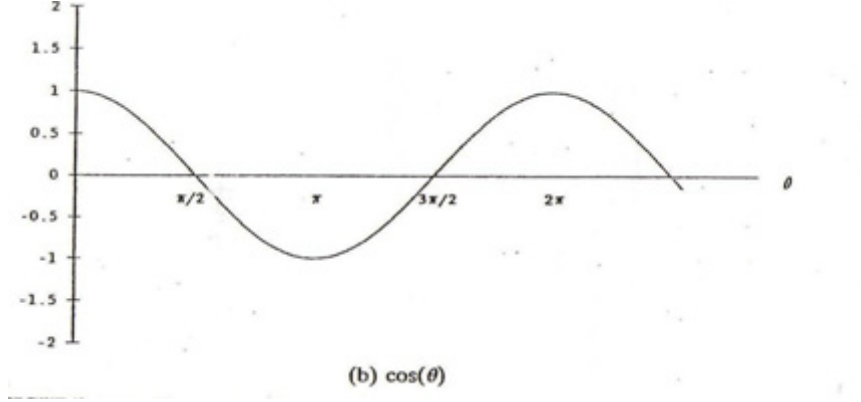
Kosinüs fonksiyonu ise, 1'den başlamakta ve $\theta = \pi/2$ 'ye yükseldiğinde, 0'a düşmektedir. Yatay düzlemde sağa doğru kayarak sinüs fonksiyonuna dönmektedir (Hamilton, 1994:707).

Dolayısıyla;

$$\cos(\theta) = \sin\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right) \quad (1.3)$$

olmaktadır.

Bu da aşağıdaki Şekil 1.7’de görülmektedir.



Şekil 1.7: cos(θ) Fonksiyonu (Kaynak: Hamilton, 1994,s.706)

Frekans boyutundan zaman boyutuna geçildiğinde, bu sinüsoidal fonksiyonların birtakım farklı özellikleri de karşımıza çıkmaktadır (Gençay, Selçuk ve Whitcher,2002:28). Örneğin;

$$x_t = \sin\left(a + \frac{2\pi t}{p}\right), \quad t = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (1.4)$$

şeklinde bir zaman serisini ele alalım. Bu seride, her bir döngü p periyodunda kendini tamamlamaktadır ve burada salınım sayısı N/p olmaktadır. p=N olduğunda gözlem periyodu içerisinde bir tepe bir de dip noktası olmak suretiyle, sadece bir salınım gerçekleşmekte ve birim zaman başına döngü (cycle) sayısı 1/N olmaktadır. Eğer p≠N ise birim zaman başına döngü sayısı 1/p olmakta, p>N durumunda; döngünün sadece bir kısmı gözlemlenmektedir (Gençay, Selçuk ve Whitcher,2002:28).

1.4 no’lu eşitlikte N=12, a=1,57 ve p=2 olduğu varsayalım. Eşitlikte bu değerler yerine konulduğunda x_t ; (-1,1 -1,1-1,1) değerlerini alacaktır. Dolayısıyla N/p=12/2=6 olmak üzere altı döngü gerçekleşecek ve her bir döngü ±1 olmak üzere iki periyotta bir kendini tekrarlayacaktır. Dolayısıyla da birim zaman başına döngü sayısı 1/2 olacaktır (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002: 28).

Bir de p=4 olduğu durum incelenecek olursa;

(1,0,-1,0 1,0,-1,0 1,0,-1,0) şeklinde üç salınımın gerçekleşeceği görülebilir. Burada her bir salınım (1,0,-1,0) olmak üzere zaman içinde 4 periyotta bir tamamlanmakta ve böylece birim zaman başına döngü sayısı 1/4 olmaktadır (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002: 28).

Bu iki örnekten yola çıkılarak; frekansın, döngü uzunluğu yani periyodun tersi olarak tanımlanması mümkün olmaktadır. ($f=1/p$) Buradan da frekans; birim zaman içinde periyodun kaçta kaçının tamamlandığı şeklinde tanımlanmaktadır. Eşitlik 1.4'e tekrar dönüldüğünde bu tanımlama doğrultusunda eşitlik;

$$x_t = \sin(a + 2\pi f t), \quad t = 0, 1, 2, \dots, N - 1. \quad (1.5)$$

şeklinde tekrar yazılabilir. Örneğin aylık herhangi bir makroekonomik zaman serisinde döngünün 12 ayda tamamlandığı bir mevsimsellik söz konusu olmaktadır. Dolayısıyla burada periyot, $p=12$, frekans ise $f=1/12$ 'dir. Yani, bu tür bir mevsimsel döngü 12 aylık zaman periyodunda tamamlanmakta ve bu zaman periyodunun birinci ayında döngünün 1/12'si tamamlanmakta denilebilir (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002: 28).

Bu kısımda bir de “açısal frekans” (angular frequency) kavramı karşımıza çıkmaktadır. Açısal frekans; $\omega = 2\pi f$ şeklinde ifade edilmektedir. Eşitlik 1.4, açısal frekansı dikkate alınarak aşağıdaki gibi yeniden yazılabilir:

$$x_t = \sin(a + \omega t), \quad t = 0, 1, 2, \dots, N - 1. \quad (1.6)$$

Kesikli zaman serilerinde, frekans $f=1/2$ ya da açısal frekans $\omega = \pi$ olmaktadır. Bu da “Nyquist Frekansı”³ olarak bilinmektedir (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002: 28).

³Bir döngünün en kısa uzunluğu iki zaman periyodu olduğundan, nyquist frekansı olası en yüksek frekanstır.

1.1.2. Periyodik Fonksiyonların Özellikleri

$-\infty < x < +\infty$ aralığında tanımlı bir $f(x)$ fonksiyonu düşünelim ve daha sonra bu fonksiyona P gibi pozitif bir sabit eklediğimizi varsayalım. Bu durumda,

$$f(x+P)=f(x) \quad (1.7)$$

olmaktadır. Burada P ; $f(x)$ fonksiyonunun periyodu olarak adlandırılmaktadır. Yukarıdaki 1.7 eşitliğinde P 'nin en küçük değeri $f(x)$ için “temel periyot” olarak isimlendirilmektedir. Periyodik fonksiyonlar şu temel özelliklere sahiptir:

i) $f(x)$, temel periyodu P olan bir periyodik fonksiyon ise, bu fonksiyon c gibi bir sabitle çarpıldığında yine periyodik olmakta ve periyodu da yine P olmaktadır.

ii) $f(x)$ ve $g(x)$ periyodik iki fonksiyon ise; $c_1 f(x) + c_2 g(x)$ toplamı da yine periyodik olmaktadır.

iii) $f(x)$, integrali alınabilen periyodik bir fonksiyon ise, herhangi bir sabit sayı c için; $\int_c^{c+P} f(x)dx = \int_0^P f(x)dx$ olmaktadır (Mickens, R. 2004:25).

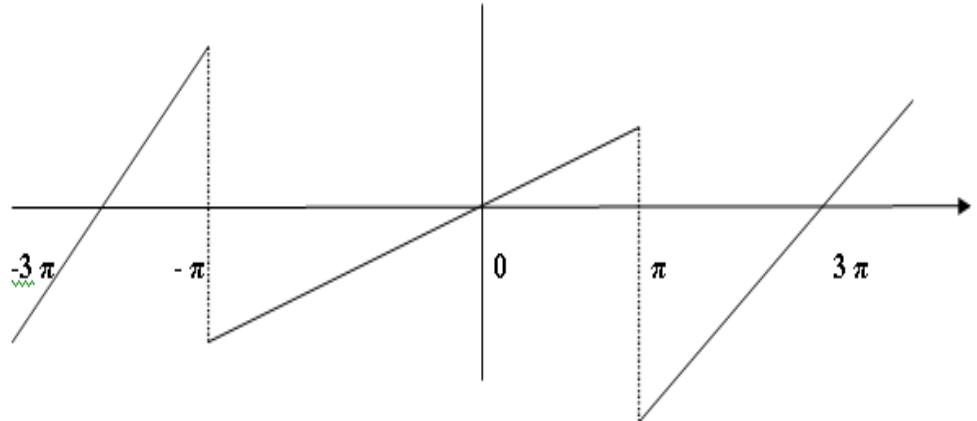
Bir fonksiyonun frekans bileşenlerini analiz etmek için öncelikle fonksiyonun frekansının ne olduğu sorusunun sorulması gerekmektedir. Eğer fonksiyon periyodik ise, bu sorunun cevabını bulmak çok zor değildir. Şöyle ki; $f(t) = A \sin(2\pi\omega t)$, $A > 0$ şeklinde verilen bir fonksiyonda A parametresi fonksiyonun şiddetini yani fonksiyonun varsaydığı maksimum ve minimum değerleri göstermektedir. ω parametresi 0-1 aralığında kaç tane periyodik döngü olduğunu gösterir ki bu sayı fonksiyonun frekansı olarak ifade edilen birim zaman içinde fonksiyonun salınım (dalgalanma) sayısı ile ilintilidir.

$\cos t$, $\sin t$, $\cos 2t$, $\sin 2t$,, $\cos nt$, $\sin nt$ 'lerden oluşan bir fonksiyonlar dizisini düşünelim. Her bir n tamsayısı ve t 'nin tüm değerleri için $\cos(nt) \equiv \cos n(t+2\pi)$ ve $\sin(nt) \equiv \sin n(t+2\pi)$ olduğundan, bu fonksiyonların her biri 2π periyodu ile periyodiktir ve belirli zaman aralıklarında tekrar etmektedir. Ayrıca bu fonksiyonların

herhangi bir doğrusal kombinasyonu da 2π periyodu ile periyodiktir (Priestley, 1981: 184). Örneğin aşağıdaki fonksiyonu ele alalım;

$$f(t) = \sum_{n=0}^{\infty} (a_n \cos nt + b_n \sin nt) \quad (1.8)$$

Bu fonksiyonda a_n ve b_n keyfi olarak belirlenen sabitler dizisidir ve biz a_n ve b_n 'lere hangi değerleri atarsak atayalım, $f(t)$ daima 2π periyodu ile periyodik bir fonksiyon olmaktadır. Bu nedenle, $\cos nt$, $\sin nt$, $n=0,1,2,\dots$ fonksiyonları değişik formlardaki periyodik fonksiyonların yapı taşları olarak düşünülebilir. Yani periyodik fonksiyonlar aslında sinüs ve kosinüs fonksiyonlarının bileşiminden başka bir şey değildirler. Aşağıdaki Şekil 1.8, basit bir periyodik fonksiyonu temsil etmektedir (Priestley, 1981:185).



Şekil 1.8: 2π Periyodik Fonksiyonu (Kaynak: Priestley, M. B., 1981)

Şekilden de görüldüğü gibi fonksiyon salınım özellikleri taşımamaktadır ve $t = \pm\pi, \pm 3\pi, \pm 5\pi, \dots$ noktalarında kesikli bir yapıya sahiptir.

1.2. Fourier Serileri

Yukarıda bahsedilen periyodik fonksiyonları temsil etme metodu 18. yüzyılda ısınma koşullarındaki problemlerle ilgili olarak geliştirilen bir takım farklı denklemlerin çözümü için Fransız matematikçi J. B. J. Fourier tarafından geliştirilmiştir (Priestley, M.

B. ,1981: 184-185). Fizikte elektromanyetik teori, quantum teorisi, ısı teorisi, akustik ve elektronik gibi çok çeşitli alandaki uygulamalarda Fourier serileri karşımıza çıkmaktadır (Önem, 2003:240).

Periyodik olayları ifade etmek için kullanılan trigonometrik fonksiyonlar pek çok olayı ifade etmekte doğrudan kullanılmamaktadır. Olayların matematiksel ifadelerini kolay anlaşılabilir hale getirmek için, çeşitli periyodik fonksiyonların işlem yapılabilir biçimde yazılabilmesi gerekmektedir ki; Fourier serisi bize bu imkânı sağlamaktadır.

Fourier teoremi esas olarak şu biçimdedir:

[0,P] aralığında P periyoduyla tekrarlanan bir f(x) fonksiyonu aşağıdaki sonsuz seri ile ifade edilebilir.

$$f(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos\left(\frac{2\pi nx}{P}\right) + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin\left(\frac{2\pi nx}{P}\right) \quad (1.9)$$

Periyodik bir fonksiyon, periyot içinde sürekli veya parçalı sürekli olabilir⁴, n = 1,2,3,..., ∞ olmak üzere sonsuz sayıda $\left(\frac{2\pi nx}{P}\right)$ ve $\left(\frac{2\pi nx}{P}\right)$ fonksiyonlarının doğrusal bileşimi olarak yazılabilmektedir. Bir başka deyişle, Fourier serisi, kosinüs ve sinüs terimlerinin oluşturduğu bir uzayda sonsuz bileşenli bir vektördür. Bu vektörün bütün bileşenleri tanımlı uzay içinde birbirine diktir⁵. Söz edilen diklik özelliği kullanılarak

⁴ Tek değerli ve (a,b) aralığında sürekli bir f(x) fonksiyonu düşünelim. Eğer (a,b) içindeki sonlu sayıda xi = x₁ , x₂ , ..., x_n noktasında f(x) fonksiyonunun değeri bir “Sıçrama Süreksizliği” gösteriyorsa f(x) fonksiyonuna parçalı sürekildir denir. Burada “Sıçrama Süreksizliği” kavramından kasıt şudur. Bir x_i noktasında: $\lim_{x \rightarrow x_i^+} f(x) \rightarrow f^+$ mevcuttur.

⁵ Örneklem hacimleri T olan iki rassal değişken {x₁, x₂, x₃,..., x_T} ve {y₁, y₂, y₃,..., y_T} düşünelim. Eğer; $\sum_{t=1}^T x_t y_t = 0$ ise, bu iki değişkenini birbirine dik olduğu söylenir. Bu yüzden ortogonalite değişkenler arasında korelasyon olmadığının da bir göstergesidir.

serideki a_n ve b_n katsayıları aşağıdaki gibi bulunmaktadır. Burada tanımlı uzay $[0,P]$, $[P,2P]$, $[2P, 3P]$,... aralıklarıdır.

$$a_0 = \frac{2}{P} \int_0^P f(x) dx$$

$$a_n = \frac{2}{P} \int_0^P f(x) \cos\left(\frac{2\pi nx}{P}\right) dx \quad (1.10)$$

$$b_n = \frac{2}{P} \int_0^P f(x) \sin\left(\frac{2\pi nx}{P}\right) dx$$

Fourier serilerinde kosinüs ve sinüs terimlerinin her ikisi de bulunabileceği gibi, fonksiyonun tek ve çift⁶ olmasına göre sadece kosinüs veya sadece sinüs terimleri de bulunabilmektedir. Fourier kosinüs serisi,

$$f_c(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} \cos\left(\frac{2\pi nx}{P}\right), \quad (1.11)$$

Fourier sinüs serisi de

$$f_s(x) = \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin\left(\frac{2\pi nx}{P}\right) \quad (1.12)$$

olarak tanımlanmaktadır.

⁶ Bir $f(x)$ fonksiyonu ele alındığında, eğer $f(x) = f(-x)$ ise fonksiyon “çift fonksiyondur” $f(-x) = -f(x)$ ise “tek fonksiyondur” denir. Eğer $F(x)$, çift bir fonksiyon ise; $\int_{-a}^a F(x) dx = 2 \int_0^a F(x) dx$, tek fonksiyon ise;

$\int_{-a}^a F(x) dx = 0$ olur. Bir fonksiyonun Fourier serisi sadece kosinüs teriminden oluşuyorsa, kosinüs çift

olduğundan, bu fonksiyon çift fonksiyondur, benzer şekilde fonksiyon sadece tek olan sinüs teriminden oluşuyorsa fonksiyon tektir denir. Eğer $f(x)$ çift bir fonksiyon ise, bu fonksiyonun $[-a,a]$ aralığındaki Fourier serisi açılımı sadece kosinüs terimini içerir (Ayrıntılı bilgi için bkz. Boggess ve Narcowich, 2001).

Bu şekilde bir fonksiyonu, trigonometrik toplamlar olarak genişletmenin pek çok sebebi vardır. Örneğin eğer $f(t)$ zaman bağımlı bir elektrik voltajını ya da müzikal bir enstrümandan gelen bir sesi temsil eden bir fonksiyon ise, bu fonksiyonu trigonometrik toplamlar şeklinde ayrıştırmak o fonksiyonun frekans bileşenlerini vermektedir. Burada t, x 'in yerine zamanı temsil eden bağımsız değişkendir ve $\sin(kt)$ şeklindeki bir sinüs dalgası $2\pi/k$ periyoduna ve k frekansına sahiptir (Bogges, Albert , Narcowich, Francis J. , 2001: 38).

1.2.1. Fourier Serilerinin Özellikleri

1. Fourier serisi, yalnızca periyodik fonksiyonların frekans içeriğini göstermek üzere kullanılmaktadır ve tek yönlü bir zaman – frekans analizini kullanmaktadır (Demirkol, A.:36).

2. Fourier serileri, periyodik bir fonksiyona ilişkin sonsuz sayıda sinüsoidal dalganın üst üste gelmesiyle oluşmaktadır. Bu sinüsoidal sinyallerin genlikleri; denklem 1.10 ile verilen a_n ve b_n , frekansları ise $\frac{2\pi nx}{P}$ dir (Demirkol, A.:36).

Periyodik fonksiyonların, uygulanabilir olması yanında, uygulanabilirlik için gerekli olabilecek diğer önemli özelliği, çift fonksiyonlar için sadece kosinüs, tek fonksiyonlar için sadece sinüs serilerinin tanımlı olmasıdır. Tek veya çift olmayan fonksiyonlar için hem kosinüs, hem de sinüs terimleri olmalıdır. Bunların dışında, doğal olarak, Fourier seri açılımı bulunacak periyodik fonksiyonlar için Denklem 1.10 ile tanımlanan integrallerin alınabilir olması gerekmektedir.

Fourier serisinin türevi, doğrusal fonksiyon olması nedeniyle terim terim alınabilir. Denklem 1.9 göz önüne alınırsa, türev ifadesi,

$$\frac{df(x)}{dx} = \frac{2\pi}{P} \left\{ -\sum_{n=1}^{\infty} na_n \sin\left(\frac{2\pi nx}{P}\right) + \sum_{n=1}^{\infty} nb_n \cos\left(\frac{2\pi nx}{P}\right) \right\} \quad (1.13)$$

olmaktadır. Dikkat edilirse, baştaki sabit $\frac{2\pi}{P}$ çarpanı dışında terimler arasında bir n çarpanı da gelmiştir. Bu çarpan nedeniyle bazı fonksiyonlarda yakınsama yavaşlayabilmektedir. Fourier serisinin integrali de yine Denklem 1.10 açılımının terim terim integralinin alınmasıyla elde edilmektedir.

$$\int f(x)dx = \frac{a_0x}{2} + \frac{P}{2\pi} \left\{ \sum_{n=1}^{\infty} \frac{a_n}{n} \sin\left(\frac{2\pi nx}{P}\right) - \sum_{n=1}^{\infty} \frac{b_n}{n} \cos\left(\frac{2\pi nx}{P}\right) \right\} \quad (1.14)$$

3. Fourier serisi, fonksiyonun zaman boyutundaki değişimini, frekans ve faz bilgisine dayalı analiz etmektedir (Demirkol, A. :36).

4. Periyodik herhangi bir fonksiyon, Fourier serisinin katsayıları ile ve trigonometrik sinüsel terimlerin toplamı cinsinden ifade edilebilmektedir (Demirkol, A. S.36).

5. Belirli bir periyot içinde yer alan serinin zaman boyutundaki ifadesinin, aynı periyottaki hangi ardışık frekanslarından oluştuğunu göstermeye yaramaktadır (Demirkol, A. :36).

6. Fourier serisinin katsayıları yardımıyla ters dönüşüm uygulanarak, serinin frekans –zaman dönüşümüyle, başlangıca geri dönülebilmektedir (Demirkol, A. :36).

7. Hem sürekli hem de kesikli sinyallerin analizinde kullanılabilir (Demirkol, A. :36).

Fourier serileri, sonlu, sınırları olan periyotlarda tekrarlanan fonksiyonlar içindir. Bir fonksiyon periyodik değilse ve aynı zamanda bütün uzayda (yani sonsuz ve sınırları olmayan) tanımlıysa Fourier serileri anlamsızdır. Bu gibi durumlarda, Fourier serilerinin genel biçimi olarak kabul edilebilecek olan Fourier dönüşümüne başvurulmaktadır.

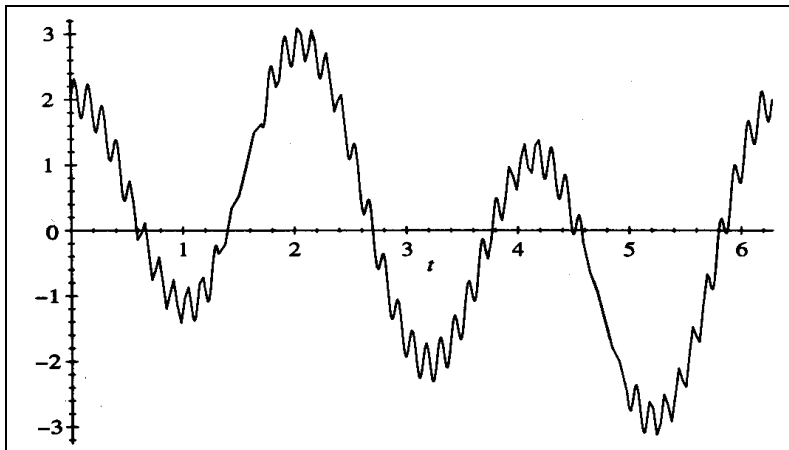
1.2.2. Fourier Dönüşümü

Fourier dönüşümü, birbiriyle bir integral dönüşümü altında ilişkili olan iki uzay arasındaki dönüşümdür. Diğer bir deyişle, bir olay bu uzayların (sonlu ya da sonsuz) her ikisinde de gözlenebilir. Olayın bir uzayda gözlenemeyen durumu diğer uzayda gözlenecek ve sonuçta gözlemciye daha geniş imkânlar sunacaktır.

Fourier Dönüşümü elimizdeki bir zaman serisini zaman boyutundan frekans boyutuna çevirmektedir. Fourier dönüşümünün temel amacı; zamanın bir fonksiyonu olarak düşünülen t değişkenini bir veri olarak almak ve bu değişkeni çeşitli frekans bileşenlerine ayıştırmaktır. Fourier dönüşümünün temeli, bir frekansta 2π aralığı başına n kez titreşen sinüs ve kosinüs fonksiyonlarına dayanmaktadır ($\sin(nt)$ ve $\cos(nt)$). Örneğin aşağıdaki fonksiyonu inceleyelim;

$$f(t) = \sin(t) + 2 \cos(3t) + 0,3 \sin(50t) \quad (1.15)$$

Bu fonksiyonun 1. frekansta ($\sin(t)$ kısmı), 3. frekansta ($2\cos(3t)$ kısmı) ve 50. frekansta ($0,3\sin(50t)$ kısmı) titreşen üç unsuru vardır. Şekil 1.9. bu fonksiyonun grafiğini göstermektedir (Bogges, Albert , Narcowich, Francis J. , 2001:.xii).



Şekil 1.9: $f(t)=\sin(t)+2\cos(3t)+0,3\sin(50t)$ 'nin Grafiği (Kaynak: Bogges, A. , Narcowich, F. J. , 2001)

Fourier'in, fonksiyonları sinüs ve kosinüsün bir doğrusal kombinasyonu olarak temsil etmesi, hem diferansiyel denklemlerin analitik ve sayısal çözümlerinde, hem de haberleşme işaretlerinin analizi ve düzeltilmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır.

Fourier dönüşümü, bir zaman serisini ortogonal trigonometrik temelli fonksiyonlara ayıştırmaktadır. $x(t)$ şeklindeki sürekli bir serinin Fourier dönüşümü aşağıdaki eşitlikte tanımlanmaktadır. Fourier dönüşümlü fonksiyon $X_{FT}(f)$, zaman serisi $x(t)$ 'nin genel frekans dağılımını vermektedir. Ters Fourier dönüşümü kullanılarak, seri tekrar orijinal formuna dönüştürülebilmektedir (Bogges, A. ve Narcowich, F.J., 2001: 96-97).

$$X_{FT}(f) = \sum_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-i2\pi ft} \quad (1.16)$$

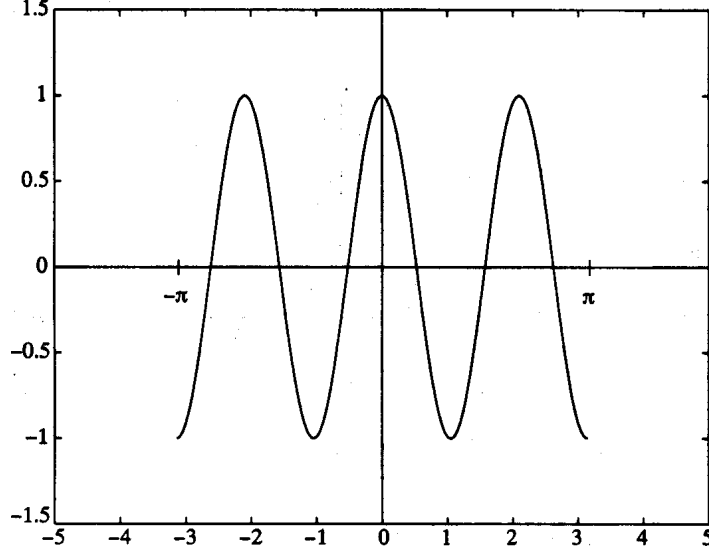
$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X_{FT}(f)e^{i2\pi ft} df \quad (1.17)$$

Yukarıdaki 1.16 no'lu eşitlik kullanılarak bir $x(t)$ serisi frekans boyutuna dönüştürülebilir ve 1.17 no'lu eşitlik kullanılarak tekrar zaman boyutuna geri dönülebilir.

Fourier dönüşümünün faydası, zaman tanım kümesindeki bir sinyalin frekans içeriğini analiz etme kabiliyetinde yatmaktadır. Dönüşüm, ilk olarak tanım kümesi zaman olan bir fonksiyonu, tanım kümesi frekans olan bir fonksiyona çevirmek suretiyle çalışmaktadır. Bu sayede, fonksiyonun frekans içeriği incelenebilmektedir. Çünkü dönüştürülen fonksiyonun Fourier katsayıları, her frekans değerinde sinüs ve kosinüs fonksiyonlarının katkısını temsil etmektedir. Ters Fourier dönüşümü de, verinin frekans tanım kümesinden zaman tanım kümesine dönüştürülmesini gerçekleştirmektedir (Bogges, A. ve Narcowich, F.J., 2001:96-97).

$$\text{Örneğin } f(t) = \begin{cases} \cos 3t & -\pi \leq t \leq \pi \\ 0 & \text{D.D} \end{cases} \quad (1.18)$$

şeklindeki bir Fourier serisini alalım. Bunun grafikte gösterimi aşağıdaki gibi olur.



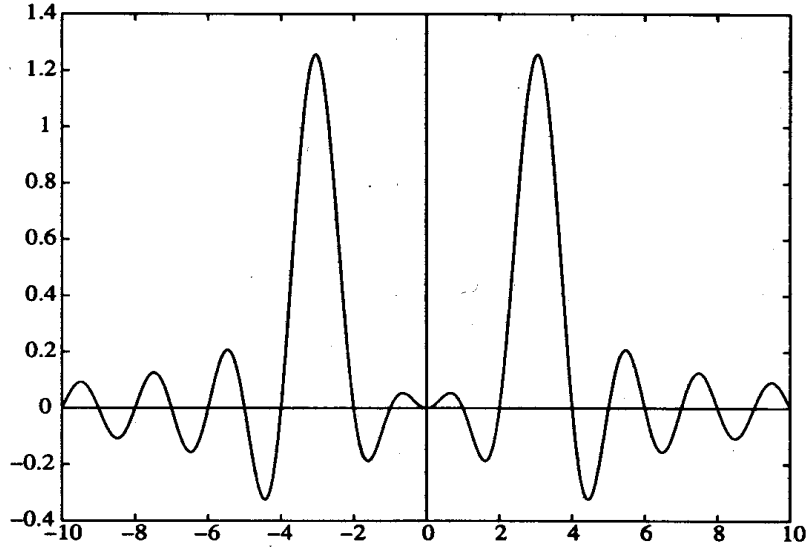
Şekil 1.10:cos3t'nin Grafiği (Kaynak: Boggess, Albert , Narcowich, Francis J. , 2001, s.96)

f düz bir fonksiyon olduğu için, dönüşüme sadece fonksiyonun kosinüs kısmı katkı sağlamaktadır. Şimdi bu fonksiyona Fourier dönüşümünü uygulayalım:

$$\hat{f}(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cos(\lambda t) dt = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\pi}^{\pi} \cos(3t) \cos(\lambda t) dt \quad (1.19)$$

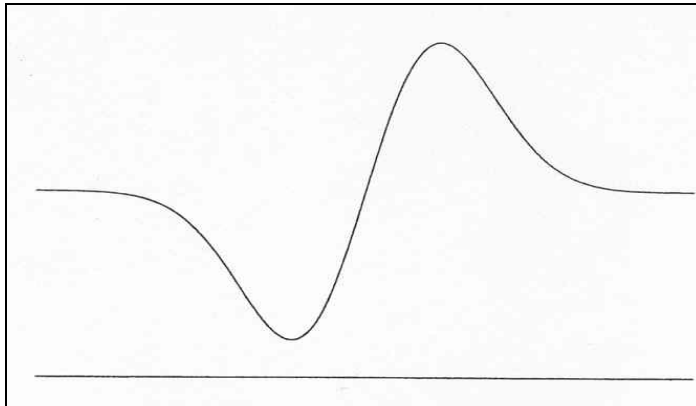
Yukarıdaki integral işleminin ardından; $\hat{f}(\lambda) = \frac{\sqrt{2\lambda} \sin(\lambda\pi)}{\sqrt{\pi}(9 - \lambda^2)}$ sonucu elde edilmektedir.

Bu dönüşüme ilişkin grafik ise aşağıdaki gibi olur (Boggess, A. ve Narcowich, F.J., 2001: 96-97).



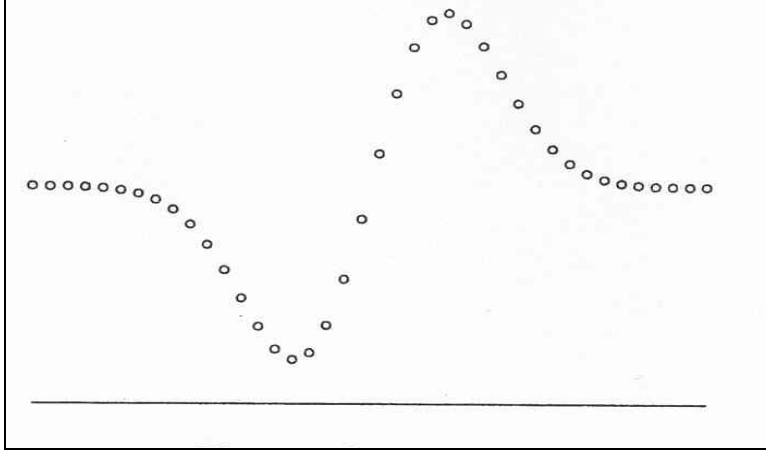
Şekil 1.11: $\cos(3t)$ 'nin Fourier Dönüşümünden Sonraki Grafiği (Kaynak: Boggess, Albert , Narcowich, Francis J. , 2001, s.97)

Fourier dönüşümü ve Fourier serisi teknikleri aşağıdaki Şekil 1.12'deki gibi sürekli sinyalleri analiz etmede oldukça faydalıdır.



Şekil 1.12: Sürekli Bir Sinyalin Grafiği (Kaynak: Boggess, Albert , Narcowich, Francis J. , 2001, s.132)

Ancak çoğu uygulamada kesikli veri setleri (kesikli sinyaller) kullanılmaktadır. Çünkü deneysel olarak elde edilen verilerin çoğu zaman içinde sürekli değil kesikli aralıklarda (ΔT) örneklenmektedir (Şekil:1.13).



Şekil 1.13: Kesikli Bir sinyalin Grafiği (Kaynak: Boggess, Albert , Narcowich, Francis J. , 2001, s. 132)

Üstelik T zamanı içerisinde sonlu uzunluğa sahiptirler ($N=T/ \Delta T$). Bu şekildeki zaman serileri kesikli Fourier dönüşümü kullanılarak frekans boyutunda analiz edilebilmektedirler. Dolayısıyla kesikli Fourier dönüşümü kesikli frekanslarda değerlendirilmektedir ($f_n=n/T, n=0,1,2, \dots, N-1$). Bu nedenle, kesikli Fourier dönüşümünü de açıklamak gerekmektedir.

1.3. Kesikli Fourier Dönüşümü (Discrete Fourier Transform)

Kesikli Fourier Dönüşümü bir fonksiyonu Fourier dönüşümüne yaklaştırmak ya da Fourier katsayılarına yaklaştırmak gibi değişik perspektiflerden türetilebilir. Bizim tercihimiz kesikli bir zaman serisi x_t 'yi sinüs ve kosinüslerin doğrusal bir kombinasyonu ile yaklaştırma bakış açısını dikkate almaktır. Bu sinüs ve kosinüslerin her biri kendi başına frekansın birer fonksiyonudurlar ve bu nedenle “Kesikli Fourier Dönüşümü” frekans temelli bir ayrıştırma olarak düşünülebilir. Zaman içinde değişmeyen yani durağan bir zaman serisini temsil etmede Fourier baz fonksiyonları (sinüs ve kosinüs) oldukça kullanışlıdır (Gençay, Selçuk ve Witcher, 2002: 97).

Kesikli Fourier dönüşümü (KFD) fonksiyonun sonlu sayıdaki örnek noktasından Fourier dönüşümünü tahmin etmektedir. Örnek noktaların, diğer zamanlarda fonksiyonun neye benzediğini tipik olarak gösterdiği varsayılmaktadır. Kesikli Fourier dönüşümü (KFD), sürekli Fourier dönüşümünün sahip olduğu simetri özelliklerinin hemen hemen aynısına sahiptir. Ayrıca, ters kesikli Fourier dönüşümü, kesikli Fourier dönüşümü formülü kullanılarak kolayca hesaplanabilmektedir, çünkü iki formül hemen hemen özdeştir.

$$X_{KFT}(f_n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) e^{-i 2 \pi k \Delta T} \quad (1.20)$$

$$x(k) = \frac{1}{\Delta T} \sum_{f_n=0}^{\frac{N-1}{T}} X_{KFT}(f_n) e^{i 2 \pi f_n k \Delta T} \quad (1.21)$$

1.4. Pencerelemiş Fourier Dönüşümü (Windowed Fourier Transform)

Yalnızca durağan sinyaller için kullanılabilir olması ve sinyaldeki ani değişiklikleri yakalayamıyor olması Fourier dönüşümünün önemli bir eksikliğidir. Ayrıca Fourier dönüşümünün önemli bir diğer yetersizliği de; sinyale ilişkin frekans bileşeninin zaman içinde nasıl değiştiği hakkında bilgi verememesidir. Fourier dönüşümünün faz karakteristikleri zaman bilgisini içeriyor olsa da, bu klasik dönüşüm ile her noktadaki zaman-frekans ilişkisini kurmak oldukça zor hatta imkânsızdır. Bu eksikliğin üstesinden gelmek için, bütün sinyali bir kerede işlemek yerine, blok blok işleyerek Fourier dönüşümü uygulanabilir. Bu da “Pencerelemiş Fourier Dönüşümü” olarak bilinmektedir.

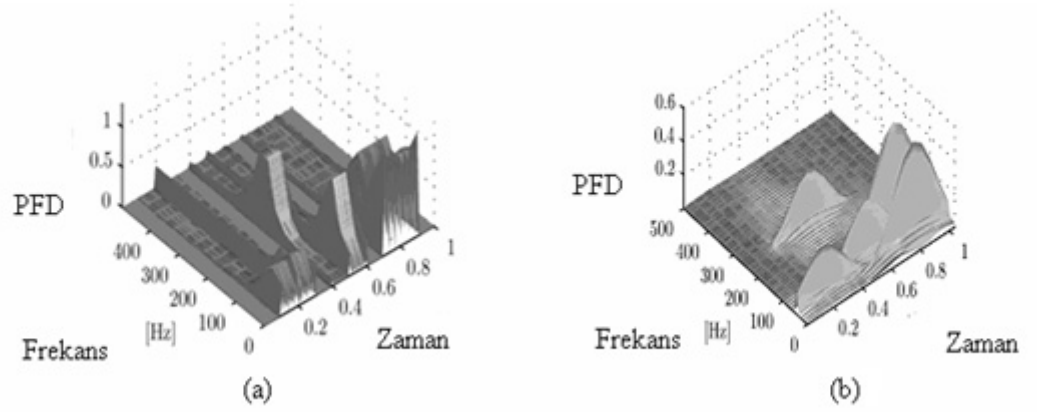
1946 yılında Gabor, sinyallerdeki frekans deęişimlerini ölçmek için “Pencerelenmiş Fourier Dönüşümü”nü geliřtirmiřtir. Bu nedenle dönüşüm “Gabor Dönüşümü” ya da “Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü” olarak da bilinmektedir (Mallat, Stephane,1998: 69). Fourier dönüşümü, sadece sinyalin frekans bileřenlerini (spektral unsurlarını) göstermektedir. Fakat bu frekans bileřenlerinin zaman içindeki konumu hakkında bilgi vermemektedir. Bu yüzden Fourier dönüşümü frekans bileřenleri zaman içinde deęişen, duraęan olmayan sinyaller için uygun bir teknik deęildir. Fourier dönüşümünün bu dezavantajının üstesinden gelmek için Pencerelenmiş Fourier Dönüşümü (Kısa Zaman Fourier Dönüşümü) geliřtirilmiřtir. Pencerelenmiş Fourier dönüşümünde (PFD) sinyal tüm parçaları duraęan olduęu varsayılan küçük parçalara bölünmekte ve her bölüm frekans açısından ayrı ayrı analiz edilmektedir. Eęer sinyal keskin, sivri uçlu deęişimlere sahipse, uç noktalarda kesitler sıfıra yakınsayacak şekilde giriş verisi pencerelenmektedir. Bu pencereleme işleminin ortasından ziyade aralıęın uç noktalarına yakın kısmına daha az önem veren bir aęırlık fonksiyonu aracılıęı ile gerçekleştirilmektedir. Pencerenin etkisi, sinyali zamanla sınırlamaktır (<http://innovexpo.itee.uq.edu.au/2003/exhibits/s4023427/thesis.pdf>).

Eęer $f(t)$ periyodik olmayan bir sinyal ise, periyodik fonksiyonlar olan sinüs ve kosinüsün toplamı sinyali doęru olarak temsil edememektedir. Sinyalin periyodik hale getirilebilmesi için onun yapay olarak uzatılması söz konusu olmaktadır. Fakat bu durum uç noktalarda ek süreklilik gerektirmektedir. Pencerelenmiş Fourier dönüşümü (PFD), periyodik olmayan sinyal daha iyi nasıl temsil edilir, problemine bir çözüm getirmektedir. PFD, tanım kümesi aynı anda zaman ve frekans olan sinyaller hakkında bilgi vermek için kullanılabilir.

PFD yönteminde zaman eksenini üzerinde bir τ noktasına $w(t)$ pencere fonksiyonu $g_{w,t}(t) = e^{i\omega t} w(t - \tau)$ yerleřtirilerek pencerelenmiş fonksiyonun Fourier Dönüşümü gerçekleştirilmektedir. Daha sonra pencere kaydırılmakta ve tekrar Fourier dönüşümü alınarak işleme devam edilmektedir. Bu yöntemin matematiksel ifadesi řu şekilde olmaktadır:

$$PFD(t, w) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-iwt} f(t) w(t - \tau) dt \quad (1.22)$$

Dönüşümün performansı seçilen pencereye ($w(t)$) bağlıdır. Kısa bir pencere uzunluğu ile iyi bir zaman çözünürlüğü elde edilmekte, fakat farklı frekanslar iyi tanımlanamamaktadır. Bunu aşağıdaki Şekil 1.14.a'da görmek mümkündür. Şekil 1.14.b'de de görüldüğü gibi uzun bir pencere ise daha düşük seviyede bir zaman çözünürlüğü fakat daha iyi bir frekans çözünürlüğü vermektedir. Aynı anda hem iyi bir zaman hem de iyi bir frekans çözünürlüğü PFD'de mümkün olamamaktadır. Bu aynı zamanda “Heisenberg Eşitsizliği” olarak da bilinmektedir (Mery, R.J.E., 2005:5).



Şekil 1.14: Farklı Pencere Uzunlukları için PFD

1.5. Hızlı Fourier Dönüşümleri (Fast Fourier Transform)

Hızlı Fourier dönüşümü Fourier dönüşümünün bilgisayar kullanılarak yapılması sayesinde zaman tasarrufu sağladığı gibi, yapılan hesaplamaların doğruluk derecesini de arttırmaktadır (Chatfield, C., 2004:136). Klasik Fourier dönüşümü n^2 tane işlem yapılmasını gerektirirken, hızlı Fourier dönüşümü $2n \log_2 n$ tane işlem gerektirdiğinden çok sayıda gözlem ile çalışıldığında daha kullanışlı bir dönüşümdür.

Bir fonksiyonu örneklerle yaklaşık olarak temsil etmek ve Fourier integralini kesikli Fourier dönüşümü ile temsil etmek için, mertebesi örneklem sayısı olan n 'e eşit bir matrisi uygulamak gerekmektedir. Bir $n \times n$ matrisi bir vektörle çarpmak, n^2

mertebesinde aritmetik işleme neden olduğu için, örneklem sayısı arttığında problem çabucak daha kötü bir hale gelir. Ama eğer örnekler düzgün yerleştirilmişse, o zaman Fourier matrisi birkaç matrisin çarpımı şeklinde çarpanlara ayrılabilir ve sonuçta oluşan bu çarpanlar, toplam $2n \log_2 n$ mertebesinde aritmetik işleme neden olacak şekilde bir vektöre uygulanabilir. Bu, *Hızlı Fourier dönüşümü* (FFT) diye isimlendirilmektedir.

Uygulamada frekansların örneklem hacmine göre belirleniyor olması ve stokastik değişimlerin etkilerinin hesaba katılmaması nedeniyle, Fourier analiz, zaman serilerinin analizinde pek de tatmin edici sonuçlar verememektedir. Bu eksikliğin üstesinden gelmek için durağan stokastik süreçlere uygulanabilen “Spektral Analiz” geliştirilmiştir (Percival Donald, B., 1993:5).

2. SPEKTRAL ANALİZ

İşe öncelikle kesikli durağan bir sürecin spektral gösterimi ile başlamakta fayda vardır.

$$x(t) = \sum_{\omega} A_{\omega} \sin(\omega t + P_{\omega}); \quad -\infty < t < +\infty \quad (1.23)$$

Bu eşitlikte ω ; açısal frekansı, A genliği, P ise evreyi temsil etmektedir. Bu spektral gösterimin farklı bir alternatif modeli daha söz konusudur. Bu da $\sin(a+b) = \sin(a)\cos(b) + \cos(a)\sin(b)$ özelliği doğrultusunda aşağıdaki gibi yazılmaktadır:

$$x(t) = \sum_{\omega} (a_{\omega} \sin(\omega t) + b_{\omega} \cos(\omega t)); \quad -\infty < t < \infty \quad (1.24)$$

Burada $a_{\omega} = A_{\omega} \cos P_{\omega}$ ve $b_{\omega} = A_{\omega} \sin P_{\omega}$ ‘dir (Koopmans, 1974:9). Durağan bir rassal sürecin $0 < \omega < \infty$ sürekli frekans aralığındaki spektral gösterimi ise aşağıdaki gibi olmaktadır (Esen, 1985:36):

$$x(t) = \int_0^{\infty} \cos(\omega t) du(\omega) + \int_0^{\infty} \sin(\omega t) dv(\omega), \quad -\infty < t < \infty \quad (1.25)$$

2.1. Spektral Yoğunluk Fonsiyonu

Sıfır ortalamalı durağan bir süreç x_t 'nin otokovaryans dizisi şöyle yazılabilmektedir:

$$\gamma_\tau = E(x_t, x_{t+\tau}) = \sum_{f=-\infty}^{\infty} \gamma_f e^{-i2\pi f\tau} df \quad (1.26)$$

Tersine eğer \mathcal{Y}_τ kareli toplanabilir (square summable) ise x_t 'nin spektrumu otokovaryans fonksiyonu yardımıyla da tanımlanabilmektedir. Şöyle ki;

$$S(f) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} \gamma_\tau e^{-i2\pi f\tau} \text{ ve sonuçta her ikisi de Fourier dönüşüm çiftidir.}$$

$\gamma_\tau \leftrightarrow S(f)$ (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002: 266-267).

Burada $S(f)$; “spektral yoğunluk fonksiyonu” nu temsil etmektedir ve otokovaryans fonksiyonunun Fourier dönüşümüdür.

Spektral yoğunluk fonksiyonunun frekansa göre çizilen grafiği “spektrum” ya da “spektrogram” olarak adlandırılmaktadır.

Spektral analiz, zaman serilerinin frekans ortamındaki analizi olarak bilinmektedir. Analiz sırasında elimizdeki zaman serisi, her biri frekans ya da periyoda karşılık gelen bileşenlere ayrıştırılmaktadır. Bu ayrıştırma sonucunda da spektral yoğunluk fonksiyonu elde edilmekte ve spektral analizini temelini de bu spektral yoğunluk fonksiyonunun tahmin edilmesi oluşturmaktadır.

Spektral analizin çeşitli kullanım amaçları söz konusudur. Bunlar:

- i) Zaman serisindeki periyodik unsurların belirlenmesi,
- ii) Zaman serisindeki trend ve mevsimselliğin araştırılması,

iii) Zaman serisine ilişkin teorik modelin uygunluğunun test edilmesi.

Spektral analizin uygulanabilmesi için bir takım varsayımların sağlanması gerekmektedir. Bu varsayımlar (Esen, S. 1985: 45-47);

i) Ele alınan zaman serisi rassal sürecin tek bir gerçekleşmesidir (realization)⁷.

ii) Ele alınan zaman serisi durağandır.

iii) Ele alınan zaman serisi normal dağılmaktadır.

iv) Ele alınan zaman serisi mevsimsellik yapısı göstermemektedir. Mevsimsellik söz konusu olduğunda süreçteki diğer periyodik bileşenler doğru olarak belirlenemeyebilir.

v) Deterministik yapılar spektral analiz için uygun değildir.

vi) Gözlem sayısı en azından 100 olmalıdır.

Spektral yoğunluk fonksiyonunun tahmininde çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Ancak burada spektral analizin temelini oluşturması nedeniyle sadece “Periodogram Analizi”nden bahsedilecektir.

2.2. Periodogram Analizi

Periodogram, temelleri 1890'lara kadar uzanan literatürdeki en eski tahmin yöntemidir. Spektral yoğunluk fonksiyonu (SYF) $S(f)$, otokovaryans fonksiyonu γ_τ olan, sıfır ortalamalı durağan bir süreç x_t 'yi ele alalım, otokovaryans fonksiyonunun olağan yanlı bir tahmincisi $\hat{\gamma}_\tau$ aşağıdaki gibidir:

⁷ Gerçekleşme: Ele alınan zaman serisi sonsuz elemanlı bir zaman serisi kümesinden çekilen bir örneklem gibi düşünüldüğünde her bir örneklem bu zaman serisi kümesinin bir gerçekleşmesi olmaktadır.

$$\hat{\gamma}_\tau = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-|\tau|} x_t x_{t+|\tau|} \quad 0 \leq \tau \leq N-1 \text{ ve } |\tau| \geq N \text{ için } \hat{\gamma}_\tau = 0 \text{ dır. Spektral}$$

yoğunluk fonksiyonunun periodogram yoluyla tahmincisi ise;

$$\hat{S}^{(P)}(f) = \sum_{\tau=-(N-1)}^{N-1} \hat{\gamma}_\tau e^{-i2\pi f\tau} = \frac{1}{N} \left| \sum_{t=1}^N x_t e^{-i2\pi f\tau} \right|^2 \quad (1.27)$$

olmaktadır. Spektral yoğunluk fonksiyonunun integrali sürecin varyansını gösterirken, periodogramın integrali de örneklem varyansını göstermektedir (Percival Donald, B., 1993:6).

Yukarıdaki eşitlik 1.27, periodogramın spektral tahmin probleminde oldukça basit bir yöntem olduğunu gösterse de periodogramın bir takım dezavantajları da vardır. Bu dezavantajlar;

1) Periodogramın beklenen değeri ($E\{\hat{S}^{(P)}(f)\}$), $S(f)$ 'in büyüklüğüne göre farklılıklar gösterir. Yani örneklem hacmi büyük olduğunda bile $\hat{S}^{(P)}(f)$, $S(f)$ 'in yanlış bir tahmini olabilir.

2) Genellikle $S(f) > 0$ olduğundan $\hat{S}^{(P)}(f)$ 'in varyansı N sonsuza giderken ($N \rightarrow \infty$) sifira yaklaşmaz. Ya da $\hat{S}^{(P)}(f)$ 'in onun beklenen değeri olan $S(f)$ 'e yaklaşması olasılığı sıfırdır. Bu nedenle $\hat{S}^{(P)}(f)$, $S(f)$ 'in tutarsız bir tahmini olduğu söylenebilir (Percival, D., ve Walden, A., 2000: 270).

Spektral yoğunluk fonksiyonunun tutarlı tahminlerini veren çeşitli yöntemler vardır. Bizim çalışmamıza temel oluşturmadığından bu yöntemlerin sadece isimlerini vermekle yetineceğiz. Bunlar;

- 1) Kısaltılmış otokovaryans fonksiyonunun Fourier dönüşümü yöntemi,
- 2) Hanning Yöntemi,
- 3) Hamming Yöntemi,

4) Periodogramın Düzgünleştirilmesi Yöntemi,

5) Hızlı Fourier Dönüşümü Yöntemi.

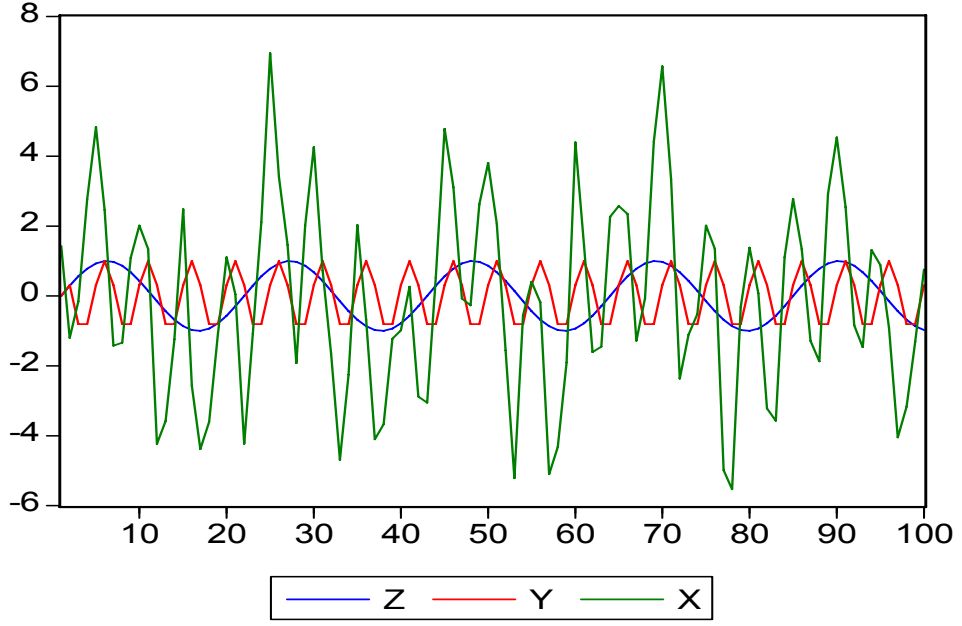
Spektral analizin ve dolayısıyla da periodogramın daha kolay anlaşılabilmesi için, aşağıda bir simülasyona yer verilmiştir.

2.3. Spektral Analiz ve Periodogram Örneği

Spektral analizin yani bir anlamda frekans boyutlu zaman serisi analizinin zaman boyutlu analizden farkını ve sağladığı yararı şöyle bir örnekle açıklayabiliriz: Aşağıdaki şekilde bir dinamik yapıya sahip olan, bir zaman serisi türetelim. Bilindiği gibi burada ε_t sıfır ortalama ve birim varyanslı normal dağılım gösteren bir tesadüfî terimi temsil etmektedir.

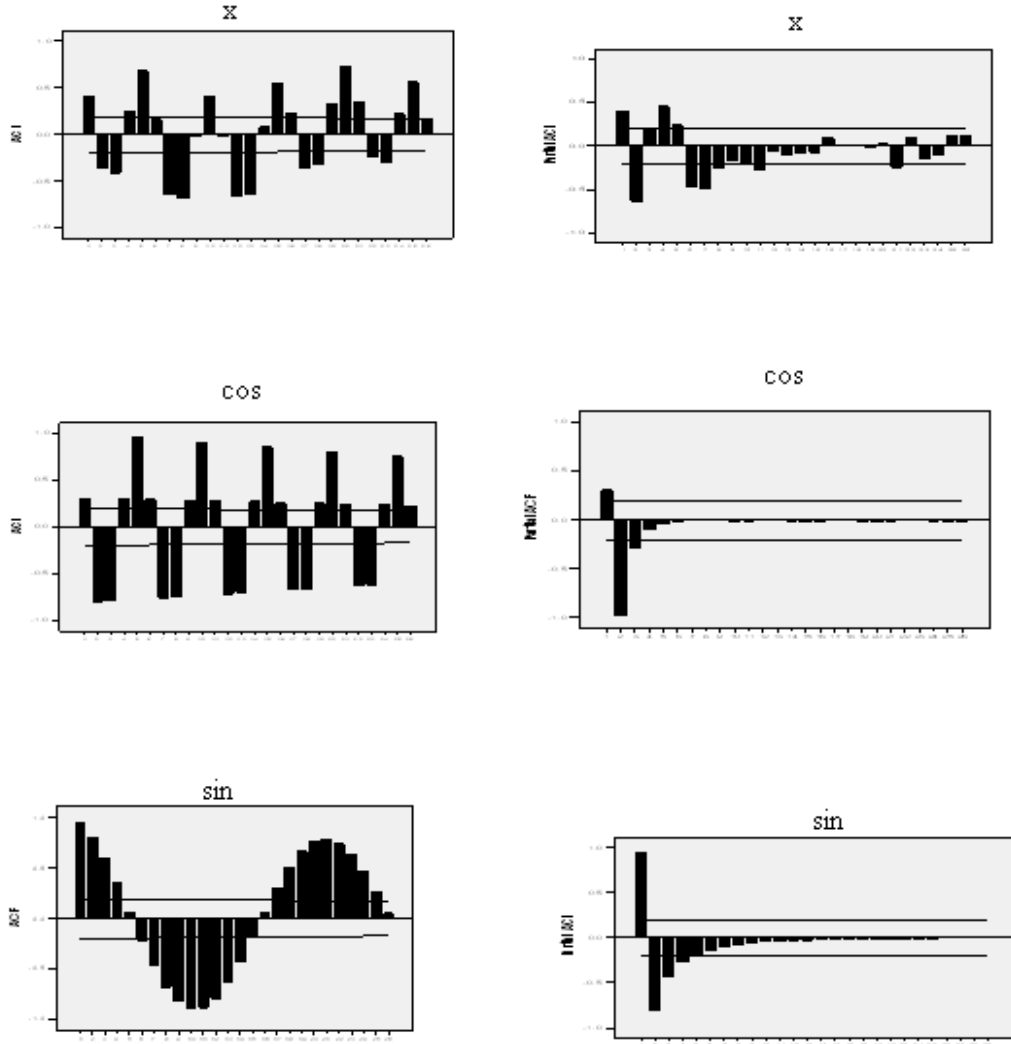
$$x_t = 3 \cos\left(\frac{2\pi t}{5}\right) + 2 \sin\left(\frac{2\pi t}{21}\right) + \varepsilon_t \quad (1.28)$$

Yukarıdaki eşitlikten de anlaşılacağı gibi bu dinamik yapı kendilerini 5 ve 21 kerede bir tekrar eden iki ayrı periyodik bileşenden oluşmaktadır. Aşağıdaki Şekil 1.15, x_t 'nin zaman grafiğini göstermektedir. Mavi çizgiler (Z) sinüs kırmızılar (Y) ise kosinüs fonksiyonlarını temsil etmektedir.



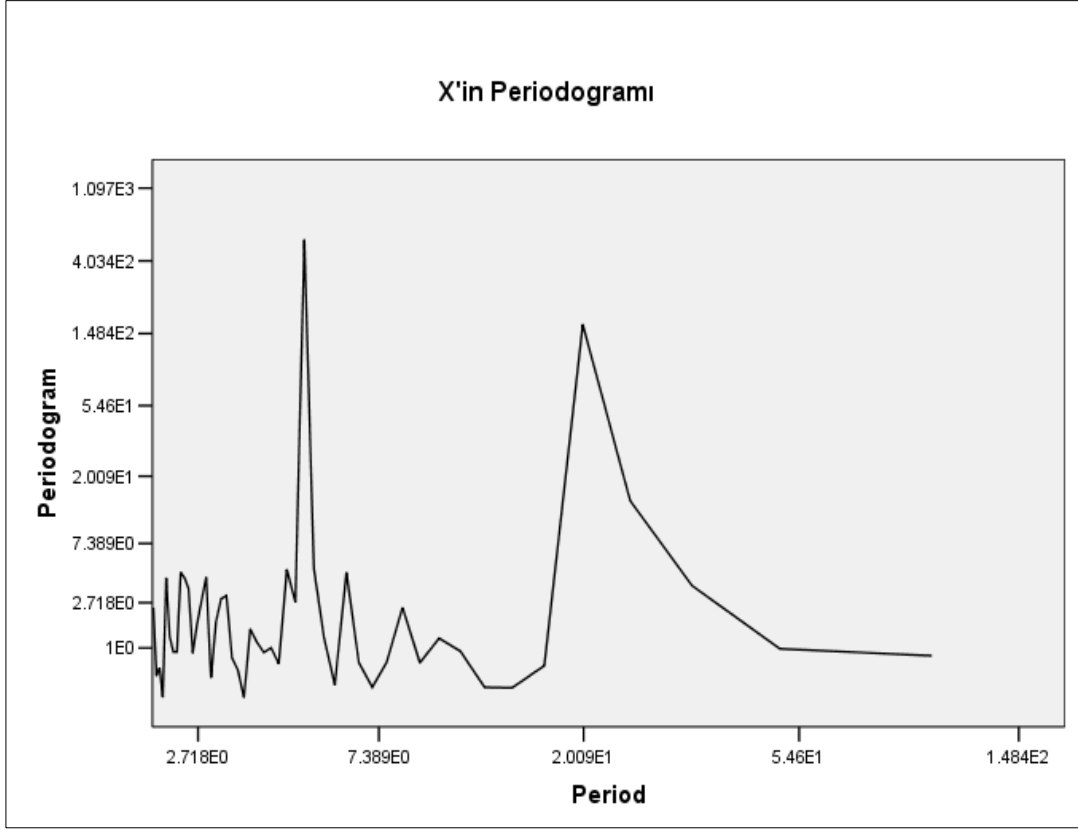
Şekil 1.15: x_t 'nin Zaman Grafiği

Yukarıdaki şekli incelediğimizde x_t 'nin periyodik yapısının pür rassal süreçten anlayamayacağımızı açıkça görebiliriz. Yani x_t 'nin zaman yolu grafiğini veren yeşil çizgi ile gösterilen grafiğe tek başına bakıldığında serideki periyodik yapıyı görebilmek pek de mümkün değildir. Yine aşağıdaki otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonlarından da bu periyodik yapıyı görebilmemiz pek mümkün değildir.



Şekil 1.16: Otokorelasyon ve Kısmi Otokorelasyon Fonksiyonları

Oysa bu dinamik yapıyı spektral analize tabi tutup periodogramını çizdiğimizde, bu yapının iki ayrı periyodik bileşenden oluştuğunu açıkça görebiliriz. Buradan da şu sonucu çıkarabiliriz: zaman serilerinin dinamik yapısı incelenirken serideki periyodik yapıyı ortaya koyabilmek için zaman boyutundan frekans boyutuna geçmeli ve spektral analiz yani periodogramdan faydalanmalıyız.



Şekil 1.17: x'in Periodogramı

Şimdiye kadar Dalgacıklara temel oluşturması amacıyla, Fourier ve Spektral analizlerden bahsedildi. İlerleyen alt başlıkta ise ikinci bölüme hazırlık niteliğinde Dalgacıklar analizine kısa bir giriş yapılacak ve Dalgacıkların tarihsel sürecine değinilecektir.

3. DALGACIKLARA GENEL BAKIŞ

Dalgacıkların arkasındaki temel fikir ölçüğe göre analiz etmektir. Dalgacıklar bazı matematiksel gereksinimleri karşılayan fonksiyonlardır ve veri ya da diğer fonksiyonları temsil etmede kullanılmaktadırlar. Frekans temelli bu yaklaşım 1800'lü yıllarda Joseph Fourier'in bu fonksiyonları temsil etmede kullanılması için geliştirdiği sinüs ve cosinüs fonksiyonlarına dayanmaktadır.

Bununla birlikte, Dalgacıklar analizinde veriyi analiz etmede kullanılan “ölçek” önemli bir rol oynamaktadır. Dalgacık algoritmaları veriyi farklı ölçek ve çözünürlüklerde işlemektedir. Bir sinyale geniş bir pencereden bakıldığında büyük özellikler, dar bir pencereden bakıldığında da küçük özellikler fark edilebilmektedir. Daha açık söylemek gerekirse; Dalgacıklar analizinde amaç; hem ormanı hem de ağaçları görmektir. Dalgacıklar analizini ilginç ve faydalı kılan da bu özelliktir (Amara Graps, 1995:1).

Yıllar boyu bilim adamları düzensiz sinyali yaklaşık olarak tahmin etmek için Fourier analizinin temellerini oluşturan sinüs ve kosinüs fonksiyonlarından daha uygun fonksiyonların arayışı içinde olmuşlardır. Çünkü, onlara göre bu fonksiyonlar lokal olmayan ve sonsuza kadar uzanan fonksiyonlardır ve keskin sivri uçları tespit etmede yetersizdirler. Oysa Dalgacıklar analizi ile sınırlı (sonlu) alanda temizce tutulan yaklaşık fonksiyonlar kullanılabilir.

Dalgacıklar analizi “analiz eden” ya da “ana” dalgacık olarak adlandırılan dalgacık prototip (örnek) fonksiyonlarının elde edilmesine dayanmaktadır. Frekans analizi aynı dalgacığın genişleyen, düşük frekanslı versiyonunu kullanırken, zaman (temporal) analizi prototip dalgacığın daralan yüksek frekanslı versiyonunu kullanmaktadır (Aytaç, U. 2004: 4).

Fourier analizde olduğu gibi, Dalgacıklar yönteminde de dalga şeklindeki bir fonksiyon, orijinal fonksiyonu (sinyali) incelemek için kullanılmaktadır. Fourier yönteminden farkı; incelemede kullanılan dalganın, önce çok kısa bir periyoda sığacak şekilde sıkıştırılması ve incelenen fonksiyon (sinyal) ile başından itibaren - zaman içerisinde kaydırılarak - karşılaştırılmasıdır. Böylece, incelenen sinyalin o kısa periyotlardaki özellikleri kaydedilmektedir. Daha sonra dalga biraz daha uzun bir periyoda yayılmakta ve tekrar baştan başlanarak incelenen sinyal ile zaman içinde karşılaştırılmaktadır. Bu sefer farklı, bir öncekine göre biraz daha uzun bir periyottaki özellikler bulunmuş olmakta ve en sonunda, çekiştire çekiştire uzatılan ve her seferinde kapsadığı periyotlar artan dalganın uzunluğu, serinin uzunluğu ile aynı olmakta, böylece serinin mümkün olan en uzun periyottaki özelliği saptanmaktadır. Sonuçta, değişik

periyodik özelliklerin zaman içerisinde nasıl bir değişim gösterdiği ortaya çıkarılmaktadır. Başka bir deyişle, incelenen seri değişik ölçeklerde analiz edilmekte ve serinin, çözünürlüğü farklı resimleri elde edilmektedir. Buna bir tür matematiksel mikroskop da denilebilir. Bu yöntem, incelenen seriyi önce en ince detaylarda (kısa periyotlarda, düşük ölçekte, yüksek çözünürlükte), daha sonra ise daha az detaylarda (yüksek ölçekte, düşük çözünürlükte, uzun periyotlarda) inceleme, en sonunda da bir tür kuşbakışı bakma olanağı sağlamaktadır (Selçuk, 2005:14).

3.1. Dalgacıkların Tarihsel Süreci

Sinyal ve görüntü işlemede “Dalgacıklar”ın kullanımı çok uzun bir geçmişe sahip değildir. Fakat aslında matematik tarihinde Dalgacıklar oldukça uzun bir geçmişe sahiptir. Ne var ki, “Dalgacık” kelimesinin literatüre girmesi ancak 1980’li yıllarda olmuştur. Belki bu yanlış da buradan kaynaklanmaktadır. Aslında işin çoğu 1930’lu yıllarda yapılmıştır (Meyer, 1993, s.13). Şimdi bu tarihsel sürece kısaca bir göz atalım.

3.1.1. 1930 Öncesi

Frekans boyutlu analizlerin başlangıç noktası, 1807’de 2π - periyodik fonksiyonların sinüsoidal bileşenlerin toplamı olarak temsil edilebileceğini ileri süren Joseph Fourier’e dayanmaktadır. Fourier, periyodu 2π olan herhangi bir $f(x)$

fonksiyonunun, o fonksiyonun Fourier serisi denilen $a_0 + \sum_{k=1}^{\infty} (a_k \cos kx + b_k \sin kx)$

toplamı ile temsil edilebileceğini ortaya koymuştur⁸. Bu sayede Fourier yeni bir fonksiyonel evrene de kapı açmıştır (Graps, A. 1995:51).

⁸ Buradaki a_0, a_k ve b_k katsayıları

$$a_0 = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} f(x) dx \quad , \quad a_k = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(x) \cos(kx) dx \quad , \quad b_k = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(x) \sin(kx) dx$$

formülleri ile hesaplanmaktadır.

Dalgacıkların ilk bahsi A. Haar (1909)'ın tezinde bulunan bir ekte geçmiştir. Haar dalgacığının bir özelliği, kompakt desteğe sahip olmasıdır. Yani Haar dalgacı sonlu bir aralık dışında sıfır olur. Ne yazık ki, Haar dalgacıklarının türevi sürekli değildir ve bu özellik onların uygulamalarını biraz sınırlar(Graps, A. 1995:51).

3.1.2. 1930'lu Yıllar

1930'lu yıllarda, birbirlerinden bağımsız olarak çalışan birkaç grup, ölçeği değişen baz fonksiyonlarını kullanarak fonksiyonları temsil etme üzerine araştırma yapmışlardır. 1930'lu yıllarda fizikçi Paul Levy, Haar baz fonksiyonu olarak adlandırılan ölçeği değişen baz fonksiyonlarını kullanarak rassal bir sinyal olan Brownian hareketleri araştırmıştır (Meyer, 1993). Bu araştırma sonucunda Brownian hareketlerdeki küçük karmaşık detaylar üzerinde çalışırken Haar baz fonksiyonunun Fourier baz fonksiyonundan daha üstün olduğunu ortaya koymuştur (Graps, A. 1995,:51).

1930'lu yıllarda Littlewood, Paley ve Stein tarafından yapılan bir başka çalışma ise $f(x)$ fonksiyonunun enerjisini hesaplamaya dayanmaktadır (Graps, A. 1995:51).

$$\text{enerji} = \frac{1}{2} \int_0^{2\pi} |f(x)|^2 dx \quad (1.29)$$

Baz fonksiyonları ve ölçeği değişen baz fonksiyonları kavramlarını anlama, dalgacıkları anlamanın temelidir. Bu nedenle baz fonksiyonunu ve ölçeği değişen baz fonksiyonunu açıklamakta fayda vardır (Graps, A. 1995:51).

3.1.2.1. Baz fonksiyonları

Analog (fonksiyonlar) alanından dijital (vektörler) alanına geçerek bir baz fonksiyonunu açıklamak daha basit olur.

İki boyutlu (x, y) vektörü, $(1,0)$ ve $(0,1)$ vektörlerinin lineer kombinasyonu şeklinde yazılabilir. Bu iki vektör, (x, y) için baz vektörleridir. Çünkü $(1,0)$ vektörünün

x ile çarpılması sonucu oluşan vektör $(x,0)$, $(0,1)$ vektörünün y ile çarpılması sonucu oluşan vektör $(0,y)$ ve toplam (x,y) vektörüdür (Graps, A. 1995:51).

En iyi baz vektörleri, vektörlerin birbirine dik veya başka bir deyişle ortogonal olması gibi ekstra özelliğe sahiptir. $(1,0)$ ve $(0,1)$ bazları için bu kriter sağlanır (Graps, A. 1995:51).

Şimdi analog dünyaya geri dönelim ve bu kavramlarla baz fonksiyonları arasında nasıl ilişki kurulduğuna bakalım. (x,y) vektörü yerine $f(x)$ fonksiyonuna sahibiz. $f(x)$ fonksiyonunun bir müzik ezgisi, örneğin özel bir oktavda A notası olduğunu düşünelim. Genliklerin ve frekansların kombinasyonlarını kullanıp, sinüs ve kosinüsleri toplayarak A notasını oluşturabiliriz. Sinüs ve kosinüsler bu örnekte baz fonksiyonlarıdır ve Fourier sentezinin elemanlarıdır. Seçilen sinüs ve kosinüsler için, onların ortogonal olması gibi ek koşul koyabiliriz. İç çarpımları (skaler çarpımları) sıfır olan uygun sinüs ve kosinüs fonksiyon terimlerinin kombinasyonunu seçerek bu yapılabilir. $f(x)$ fonksiyonunu oluşturan ve ortogonal olan özel fonksiyonlar kümesi bu problem için bizim ortogonal baz fonksiyonlarımızdır (Graps, A. 1995:51).

3.1.2.2. Ölçeği Değişen Baz Fonksiyonları

Bir baz fonksiyonu, farklı ölçek boyutları kullanmak suretiyle aynı fonksiyon veya veri uzayını parçalara ayırarak ölçekte değişim sağlamaktadır. Örneğin 0'dan 1'e kadarlık bölge üzerinde tanımlı bir sinyale sahip olduğumuzu düşünelim. İşareti, 0'dan $\frac{1}{2}$ 'ye ve $\frac{1}{2}$ 'den 1'e kadar uzanan iki adım fonksiyonu ile bölebiliriz. Sonra orijinal işareti 0'dan $\frac{1}{4}$ 'e, $\frac{1}{4}$ 'ten $\frac{1}{2}$ 'ye, $\frac{1}{2}$ 'den $\frac{3}{4}$ 'e ve $\frac{3}{4}$ 'ten 1'e kadar uzanan dört adım fonksiyonu kullanarak tekrar bölebiliriz. Ve bu şekilde devam ederiz. Her temsilciler kümesi, orijinal işareti özel bir çözünürlük veya ölçek ile kodlamaktadır (Graps, A. 1995:51).

3.1.3. 1960 – 1980 Arası Dönem

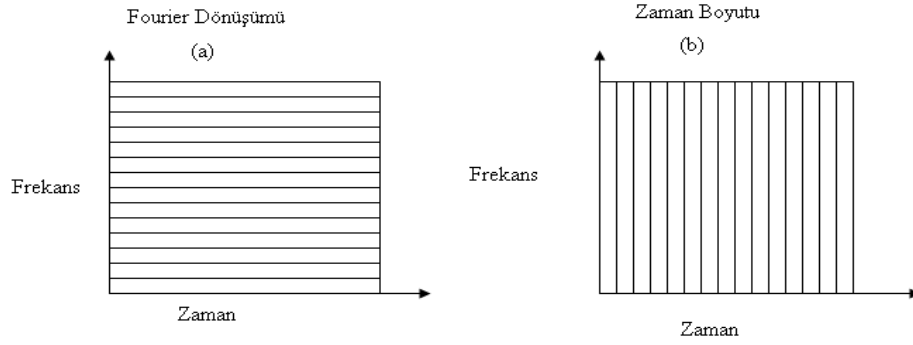
1960 ve 1980 yılları arasında, Guido Weiss ve Ronald R. Coifman isimli matematikçiler, *atomlar* diye isimlendirilen bir fonksiyon uzayının en basit elemanları üzerinde çalışmışlardır. Amaçları ortak bir fonksiyon için atomları ve bu atomları kullanarak fonksiyon uzayının tüm elemanlarını yeniden yapmaya izin veren “toplanma kuralları”nı bulmaktır. 1980 yılında, fizikçi Grossman ve mühendis Morlet kuantum fiziği bağlamında dalgacıkları genel olarak tanımlamışlardır. Bu iki araştırmacı, dalgacıklar hakkında fiziksel sezgiye dayanan bir düşünce biçimi sağlamışlardır (Graps, A. 1995:52).

3.1.4. 1980 Sonrası Dönem

1985 yılında, Stephane Mallat dijital sinyal işleme konusundaki çalışmaları sonucunda dalgacıkların gelişimine ek bir hız kazandırdı. İkinci derece ayna filtreleri, piramit algoritmaları ve ortogonal dalgacık bazları arasında bazı ilişkiler olduğunu keşfetti. Y. Meyer, bu sonuçların bir kısmından esinlenerek ilk aşikâr olmayan dalgacıkları oluşturdu. Haar dalgacıklarının türevi sürekli olmadığı halde, Meyer dalgacıklarının türevi sürekli dir; ama buna rağmen Meyer dalgacıkları kompakt desteğe sahip değildir (Graps, A. 1995:52).

4. SPEKTRAL ANALİZ, FOURIER DÖNÜŞÜMÜ VE DALGACIK DÖNÜŞÜMLERİ ARASINDAKİ FARKLILIKLAR

Fourier ve Dalgacık ayırımına geçmeden önce kısaca zaman-frekans boyutu farkını açıklayalım: Fourier dönüşümü orijinal zaman serisinin frekans boyutundaki gösterimidir. Ancak zaman boyutu hakkında bilgi vermez. Zaman boyutu analizlerinde ise tam tersi söz konusudur. Aşağıdaki Şekil 1.18, orijinal zaman serisinin zaman ve frekans boyutlarındaki gösterimini vermektedir. Şekilden de anlaşılacağı gibi zaman boyutunda zaman çözünürlüğü, frekans boyutunda ise frekans çözünürlüğü söz konusudur. Bu da şeklin a kısmında frekans eksenini boyunca bir bölüntüleme, b kısmında ise zaman eksenini boyunca bir bölüntüleme olarak ifade edilmiştir (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002:98-99).



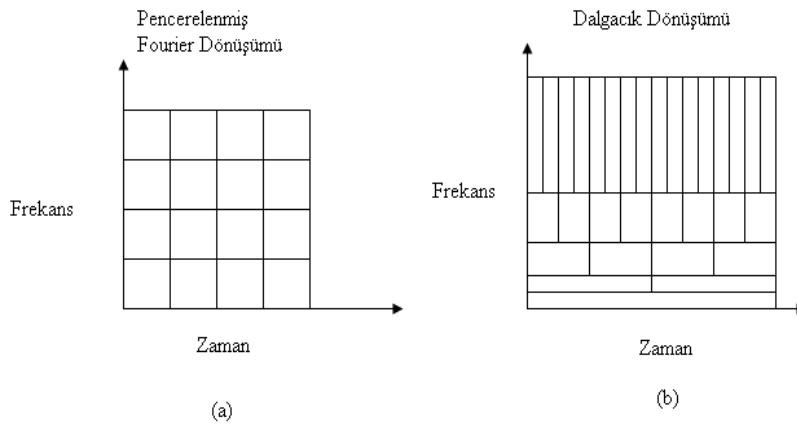
Şekil 1.18: Zaman ve Frekans Boyutu Farkı (Kaynak: Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002, s. 98)

Yukarıdaki kısa açıklamanın ardından, bu kısımda, şimdiye kadar anlatılmış olan Fourier ve Spektral analiz gibi geleneksel frekans boyutu analizleri dururken neden Dalgacıklar analizinin kullanıldığı sorusunu sormakta fayda vardır. Bu bölümde ayrıntılı olarak bahsedildiği gibi, Fourier serileri kosinüs ve sinüslerin doğrusal bir kombinasyonundan oluşmaktadır. Bu kosinüs ve sinüslerin her biri kendi başına birer frekans fonksiyonudurlar ve bu yüzden de Fourier dönüşümü frekans temelli bir ayrıştırma olarak tanımlanmaktadır. Fourier temelli fonksiyonlar durağan zaman serileri ile çalışıldığında oldukça cazip bir araç olmaktadır. Ancak; iktisadi ve finansal zaman serileri zaman içerisinde oldukça düzensiz hareketler sergilediklerinden ve Fourier ve Spektral yöntemleri böyle düzensizlikleri yakalamada pek de başarılı olmadıklarından, durağanlık kısıtlaması bu bağlamda analizin cazipliğine gölge düşürmektedir. Oysa Dalgacıklar analizi durağan olmayan zaman serileri (sinyaller) için de kullanılabilir. Bu da, Fourier ve Spektral analiz yerine Dalgacıkları kullanmanın ilk önemli gerekçesi olarak ortaya konulabilir.

İkinci gerekçe de şöyle açıklanabilir: Fourier analizi sayesinde, incelenen serinin ne türden periyodik özelliklere sahip olduğu rahatlıkla öğrenilebilir. Ancak, bu sırada zaman gözlüğümüzü çıkarıyor ve incelenen serinin zaman içerisinde ne gibi periyodik özellikler gösterdiğini gözden geçiriyor olabiliriz (Selçuk, 2005:13). Şöyle ki; Fourier analizi, verideki bilgiyi frekansın bir fonksiyonu olarak gösterir ve bu yüzden zaman

boyutundaki bilgiyi koruyamaz. Bu önemli bir kayıptır ve bazen yanıltıcı sonuçlara bile neden olabilir. Bu eksikliği gidermenin bir yolu, incelenecek seriyi zaman dilimlerine ayırarak analiz etmektir. Pencereyi zaman serisi boyunca kaydırmak ve pencerelenmiş serinin Fourier dönüşümünü uygulamak suretiyle zaman ve frekans arasındaki dengeyi kurmak için Pencerenilmiş Fourier Dönüşümü (ya da diğer bir deyişle Gabor dönüşümü) kullanılabilir. Bu sayede ortaya çıkan açılım, frekans ve zaman kayması olmak üzere iki parametrenin bir fonksiyonu olarak karşımıza çıkmaktadır. Pencerenilmiş Fourier Dönüşümü; ilgili zaman serisinin parçalarına Fourier dönüşümü uyguladığı için pencerenin genişliği içine düşen olayları çözemez. O zaman da uzun periyotlara sahip dalgalanmaları kaçırma riski söz konusu olabilir. İşte burada Dalgacıklar devreye girmektedir. Dalgacık dönüşümü ana dalgacık (mother wavelet) olarak adlandırılan baz fonksiyonları kullanır. Bu fonksiyon; zamanda ve frekansta sınırlı özellikleri yakalamak için gerilir ve esnetilir (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002:2).

Fourier ve Pencerenilmiş Fourier dönüşümleri frekansın bir fonksiyonu iken, Dalgacık dönüşümü ölçeğin bir fonksiyonudur. Pencerenilmiş Fourier dönüşümü ile Dalgacık Dönüşümü arasındaki farkı aşağıdaki Şekil 1.19 ile göstermek mümkündür:



Şekil 1.19: PFD ve Dalgacık Dönüşümü Arasındaki Fark (Kaynak: Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002, s. 98)

Dalgacıklar yöntemi ile ilgili olarak ikinci bölümde ayrıntılı bir biçimde anlatılacağı gibi, Dalgacık dönüşümünde ölçek frekansla ters orantılıdır. Şöyle ki; Dalgacık dönüşümündeki ölçek parametresi yükselirse, Dalgacık baz fonksiyonu;

- Zaman boyutunda esner,
- Frekans boyutunda daralır ve
- Düşük frekanslara doğru kayar.

Aksine, dalgacık dönüşümündeki ölçek parametresi azalır, dalgacık baz fonksiyonu;

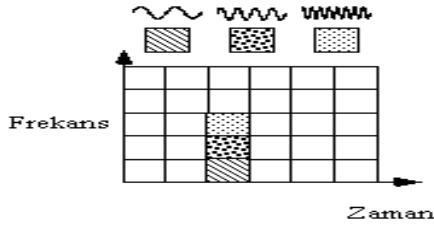
- Zaman desteğini azaltır,
- Yakalanan frekans sayısını artırır ve
- Yüksek frekanslara doğru kayar.

Şekil 1.19 (b)'de de görüldüğü gibi, orijinal zaman serisi zaman-frekans uzayında dalgacık dönüşümüne göre bölüntülendiğinde; frekans yükseldiğinde, zaman daha kalın parçalar şeklinde bölüntülenmektedir. Bu da zaman ve frekans arasındaki dengeyi sağlamaktadır (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002:98-99).

Fourier ve Dalgacık dönüşümleri arasındaki en ilginç farklılık her dalgacık fonksiyonunun uzayda sınırlandırılması, fakat Fourier sinüs ve kosinüs fonksiyonlarının bu özelliğe sahip olmamasıdır. Dalgacıkların frekans sınırlaması düşünüldüğünde, bu sınırlandırma özelliği, dalgacık tanım bölgesine dönüştürüldüğü zaman seyrek dalgacıkları kullanan birçok fonksiyon ve operatör oluşturur. Tersten bakıldığında bu seyreklik, veri sıkıştırma, resimlerdeki özellikleri bulma ve zaman serilerindeki sorunları ortadan kaldırma gibi yararlı bir sürü uygulamayla sonuçlanır (Graps, A. 1995:53).

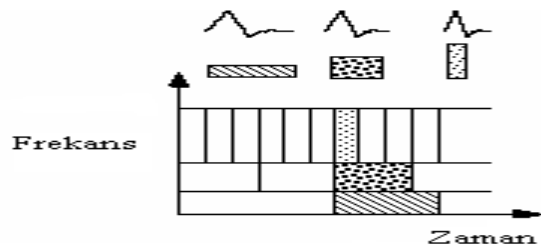
Fourier dönüşümü ve Dalgacık dönüşümü arasındaki zaman – frekans çözünürlük farklarını görmenin bir diğer yolu, zaman – frekans düzleminde baz fonksiyonunun

kapladığı alana bakmaktır. Şekil 1.20, penceresinin basit olarak kare dalga olduğu bir Pencerelemiş Fourier dönüşümünü gösteriyor. Kare dalga penceresi, pencereyi belirli bir genişliğe ayarlayacak şekilde sinüs veya kosinüs fonksiyonunu keser. Pencerelemiş Fourier dönüşümünde (PFD) bütün frekanslar için tek bir pencere kullanılması nedeniyle, çözünürlük analizi zaman – frekans düzlemindeki bütün bölgelerde aynıdır (Graps, A. 1995:53).



Şekil 1.20: Fourier Baz Fonksiyonlarının Zaman-Frekans Düzleminde Kapladığı Alan (Kaynak: Amara Graphs, 1995)

Dalgacık dönüşümlerinin bir avantajı pencerelerin değişebilir olmasıdır. Sinyal süreksizliklerini ayırmak için, bazı çok kısa baz fonksiyonlarına sahip olmak istenir. Bunu gerçekleştirmenin bir yolu kısa yüksek–frekans baz fonksiyonları ve uzun düşük–frekans baz fonksiyonlarına sahip olmaktır. Bu ise dalgacık dönüşümleri ile sağlanabilmektedir. Şekil 1.21, Daubechies dalgacığı diye isimlendirilen bir dalgacık fonksiyonunun zaman–frekans düzleminde kapladığı alanı göstermektedir (Graps, A. 1995:54).



Şekil 1.21: Daubechies Dalgacık Baz Fonksiyonunun Zaman- Frekans Düzleminde Kapladığı Alan (Kaynak: Amara Graphs, 1995)

Son olarak bilinmesi gereken şey, Dalgacık dönüşümlerinin, sadece sinüs ve kosinüs fonksiyonlarını kullanan Fourier dönüşümü gibi tek bir baz fonksiyonlar kümesine sahip olmadığıdır. Onun yerine, Dalgacık dönüşümleri sonsuz sayıda mümkün baz fonksiyonları kümesine sahiptir ve bundan dolayı Dalgacık analizi, Fourier analizi gibi diğer zaman–frekans yöntemleri tarafından saklı bırakılan bilgiye doğrudan doğruya erişim sağlamaktadır (Aytaç, U., 2004:11).

II. BÖLÜM

DALGACIKLAR YÖNTEMİ

Birinci bölümde, frekans boyutlu analizlerin temelini oluşturan Fourier analizinden bahsedilirken, bu analiz sayesinde bir zaman serisinin ne türden periyodik özelliklere sahip olduğunun öğrenilebildiği, ancak bu sırada seriye ilişkin olarak yalnızca frekans bilgisinin kullanıldığı, zaman bilgisinin ise göz ardı edildiği ifade edilmişti. Bir başka deyişle, Fourier analizinin herhangi bir sinyale ilişkin frekans bileşenlerini gösterdiği fakat bu frekansların zaman içerisindeki değişimini gösteremediği ifade edilmişti (Arı, Özen ve Çolak, 2008:1).

Fourier analizinin bu eksikliğini gidermek amacıyla, yine birinci bölümde de anlatıldığı üzere; Pencerelemiş Fourier Dönüşümü geliştirilmiştir. Bu dönüşümde, frekans bileşeni incelenmek istenen zaman serisi, sonlu uzunlukta bir pencere fonksiyonu ile dilimlere ayrılmakta ve sonra her dilime Fourier dönüşümü yapılmaktadır. Ancak, bu dönüşüm ilgili zaman serisinin parçalarına Fourier dönüşümünü uyguladığı için pencerenin genişliği içine düşen olayları çözmekte yetersiz kalmaktadır. Bir başka deyişle, PFD kullanıldığında kesin frekansın görüldüğü zaman dilimi tespit edilememekte, yalnızca ilgili zaman aralığındaki frekans bileşenleri tespit edilebilmektedir. Ayrıca, pencerelemiş Fourier dönüşümü, katı bir zaman-frekans pencereleme özelliğine sahiptir. Bu nedenle de, yüksek frekanslı sinyalleri ortaya çıkarmada ve düşük frekanslı sinyalleri incelemede çok da başarılı olamamaktadır. Bahsedilen bu yetersizlikler, “Dalgacık Dönüşümü”nün geliştirilmesine neden olmuştur.

Dalgacık dönüşümünde, PFD'nin yaptığı gibi Fourier ve ters Fourier dönüşümlerini pencerelemek yerine, fonksiyon ya da sinyal direkt olarak pencerelemektedir. Bu sayede zaman-frekans penceresi düşük ve yüksek frekanslara göre daralan ve genişleyen ölçek (yayıma) parametresine yer açmaktadır (Chui, C. K., 1992: 49). Dolayısıyla; “Dalgacıklar yöntemi, PFD' nin bir alternatifi olarak çözümlük sorununa bir çözüm olarak ortaya çıkmıştır” denilebilir.

Daha önce de bahsedildiği gibi, Fourier analizi durağan sinyallerde iyi bir yöntem olmakta, fakat sinyallerin çoğu durağan olmayan bir yapıya sahip olduğundan,

farklı frekanslarda durağan olmayan yapıya sahip zaman serisi sinyallerinin analizi için Dalgacıklar yöntemi kullanılmaktadır (Batar, 2005: 18).

Dalgacık (Wavelet) teorisi matematikçilerin, bilgisayarlıların ve sinyal isleyicilerin çalıştığı popüler bir konu olup halen gelişmektedir. Dalgacık temelli sinyal analizinin durağan olmayan sinyaller ve nümerik sinyal işleme üzerine pek çok uygulama olanağı vardır ve Dalgacık Teorisi bu tip sinyal işleme konuları üzerine yeni bir konudur.

1. DALGACIKLARIN TEMELİ

Adından da çağrışım yapacağı gibi, “dalgacık” küçük bir dalgayı temsil etmektedir. Bu küçük dalga, sınırlı bir zaman periyodu içerisinde büyür ve küçülür. Küçük dalganın tam tersi ise $-\infty$ ile $+\infty$ aralığında aşağı yukarı dalgalanan bir sinüs fonksiyonu gibi büyük bir dalgadır.

Dalgacık notasyonuna giriş yapmak için, öncelikle $-\infty$ ile $+\infty$ aralığında tanımlı, gerçek değerli bir $\psi(\cdot)$ fonksiyonu ele alalım (Percival and Walden, 2000: 2). Bu fonksiyon aşağıdaki özelliklere sahiptir:

1) $(-\infty, +\infty)$ aralığında bu fonksiyonun integrali sıfırdır. Bir başka deyişle ana dalgacık fonksiyonunun ortalaması sıfırdır.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (2.1)$$

2) Fonksiyonun karesinin integrali bire eşittir⁹. Bir başka deyişle ana dalgacık fonksiyonu birim enerji¹⁰ye sahiptir.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi^2(t) dt = 1 \quad (2.2)$$

⁹ Sinüs fonksiyonu, yani büyük bir dalga, söz konusu olduğunda yukarıdaki integral sonsuz olacak ve dolayısıyla $\int_{-\infty}^{\infty} \sin^2(u) du$ değeri de bire eşit olmayacaktır.

¹⁰ Bir fonksiyonun enerjisi, kendi alanı (domain) boyunca integrali alınan kareli bir fonksiyon olarak tanımlanabilir.

$$3) \quad \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)| dt < \infty \quad (2.3)$$

$$4) \quad \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (2.4)$$

2.4 no'lu eşitsizlikteki; $\hat{\psi}(\omega), \psi(t)$ 'nin Fourier dönüşümünü ifade etmektedir. Bu dönüşüm aşağıdaki gibidir (Chiann, Chang ve Morettin, 1998: 3):

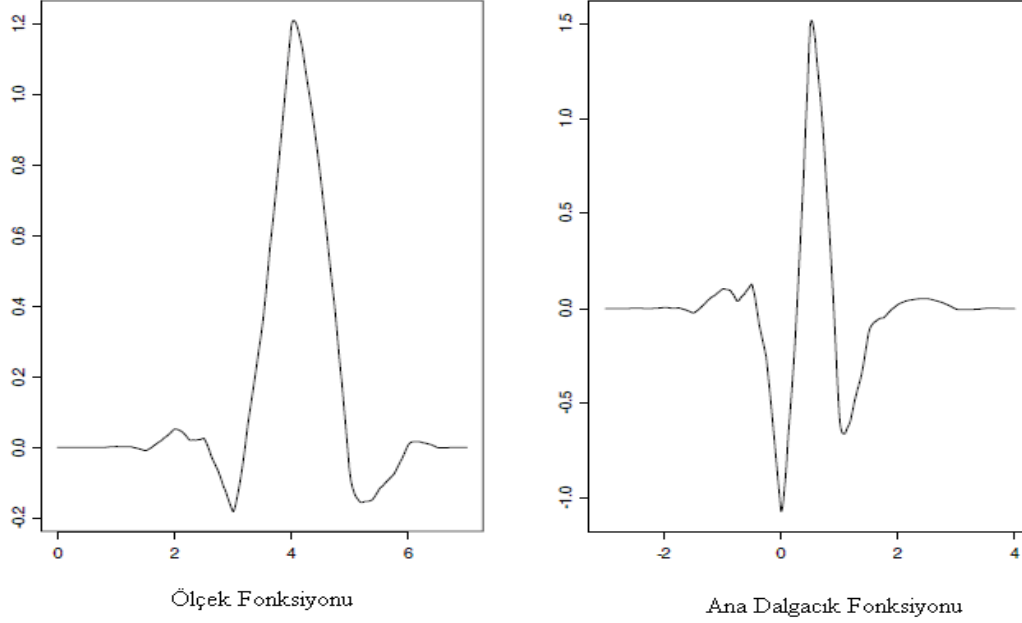
$$\hat{\psi}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) e^{-i\omega t} dt \quad (2.5)$$

Yukarıda özellikleri tanımlanan fonksiyona “ana dalgacık fonksiyonu (mother wavelet)” adı verilmektedir. Bunun sebebi ise, bu fonksiyonun genişletme ve dönüştürme yoluyla dalgacık ailesini oluşturmasından kaynaklanmaktadır (MINER, N.E. 1998., s.12).

Dalgacıklar ana dalgacık fonksiyonu ve ölçekleme fonksiyonu (father wavelet) olmak üzere iki bileşenden oluşmaktadır (Crowley, P.M. 2007:209). Yukarıda özellikleri tanımlanan ana dalgacık fonksiyonunun tersine, ölçekleme fonksiyonunun (ϕ) integrali bire eşittir.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \phi(t) dt = 1 \quad (2.6)$$

Ölçekleme fonksiyonu, sinyalin (zaman serisinin) düzgün, trend (düşük frekans) kısmını temsil ederken, ana dalgacık fonksiyonu ise yüksek frekanslı yani detay kısmını temsil etmektedir. Aşağıdaki Şekil 2.1. bu iki fonksiyonu göstermektedir. Şekil incelendiğinde, ana dalgacık fonksiyonunun yüksek frekanslı dalgalanmalar, ölçekleme fonksiyonunun ise düşük frekanslı dalgalanmalar gösterdiği anlaşılmaktadır. Böylece, ana dalgacık fonksiyonu detay katsayılarını veren yüksek frekansları geçiren dalgacık filtresini (h_k), ölçekleme fonksiyonu ise yaklaştırma katsayılarını veren düşük frekansları geçiren dalgacık filtresini (g_k) temsil etmektedir (MINER, N.E. 1998:14).



Şekil 2.1: Ölçek Fonksiyonu ve Ana Dalgacık Fonksiyonu (Kaynak: Crowley, P.M. 2007, s.209)

Bir dalgacık fonksiyonu, ana dalgacıktan, ölçek ve konum parametrelerinin değiştirilmesi ile aşağıdaki gibi yazılmaktadır:

$$\psi_{a,u}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-u}{a}\right) \quad a, u \in \mathfrak{R}^{11} \quad (2.7)$$

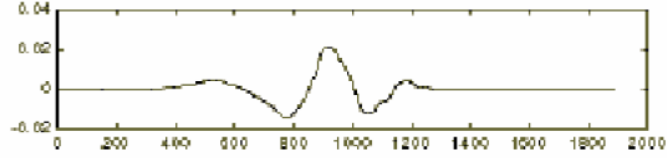
Burada, a ölçek parametresini, u ise konum (kaydırma) parametresini temsil etmektedir.

1.1. Ölçek Parametresi

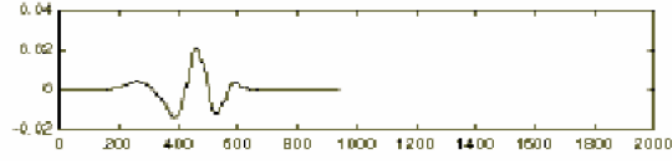
Ölçek parametresi, harita ölçeğine benzemektedir. Haritalardaki ölçek yükseldiğinde detaylı olmayan genel görünüm elde edilirken, ölçek düştüğünde daha detaylı görünüm elde edilmektedir. Ölçeklendirme, sinyalin zaman-genlik gösterimini daraltan veya genişleten bir matematiksel dönüşüm olmaktadır. Matematiksel olarak ifade etmek gerekirse; f(t) verilen sinyal (fonksiyon) olduğunda, f(at) sinyalin ölçeklendirilmiş matematiksel ifadesine karşılık gelmektedir. Küçük ölçek sinyali sıkıştırmak, büyük ölçek ise sinyali açmak için uygun olmaktadır. a ölçeklendirme parametresine, 0 ile 1 arasında bir değer verilirse sinyal açılmış olmakta, birden büyük bir değer verildiğinde ise sinyal sıkıştırılmış olmaktadır (Toprak, İ.Burcu,

¹¹ \mathfrak{R} : Reel sayılar uzayı $(-\infty, +\infty)$ aralığı içerisinde değerler alabilen sayıları ifade etmektedir.

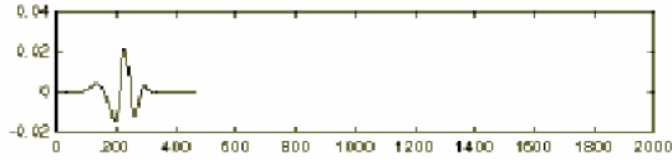
2007, s.14). Örneğin, aşağıdaki Şekil 2.2. (0-1) aralığında çeşitli değerlerde ölçeklenen dalgacıkları göstermektedir.



a) $f(t) = \Psi(t); \dots a = 1$



b) $f(t) = \Psi(2t); \dots a = 1/2$



c) $f(t) = \Psi(4t); \dots a = 1/4$

Şekil 2.2. Farklı Ölçeklerdeki Dalgacıklar (Kaynak: Matlab Wavelet User Guide)

Şekil 2,2'den de anlaşılacağı gibi, ölçek küçüldükçe dalgacık da aynı oranda sıkıştırılmaktadır (Matlab Wavelet User Guide).

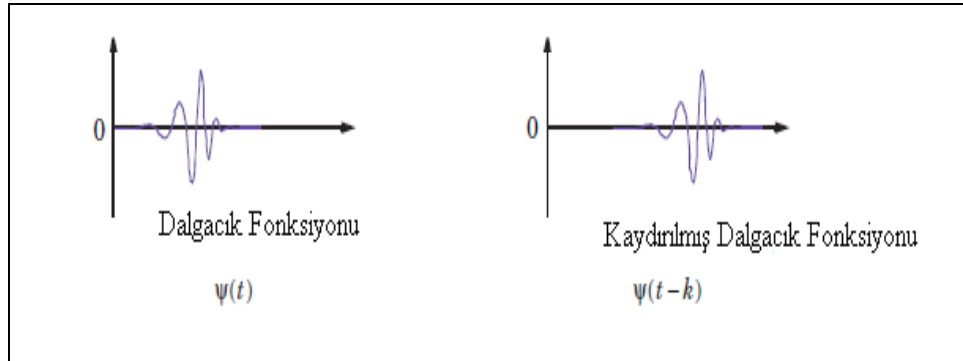
Ayrıca burada bir de ölçek faktörü ile frekans arasındaki ilişkiyi ortaya koymakta fayda vardır. Şöyle ki; sinüsoidal bir fonksiyonda ölçek ile açılal frekans ω arasında ters yönlü bir ilişki vardır. Dalgacık analizinde de ölçek ile frekans arasında $a=1/f$ şeklinde bir ters orantı söz konusudur. Bu durum aşağıdaki tabloda şu şekilde ifade edilmektedir.

Tablo 2.1. Ölçek-Frekans İlişkisi

Ölçek	Frekans	Dalgacık	Sinyal
Düşük Ölçek	Yüksek Frekans	Sıkıştırılmış Dalgacık	Global (Genel)
Yüksek Ölçek	Düşük Frekans	Genişletilmiş Dalgacık	Detaylandırılmış (lokal)

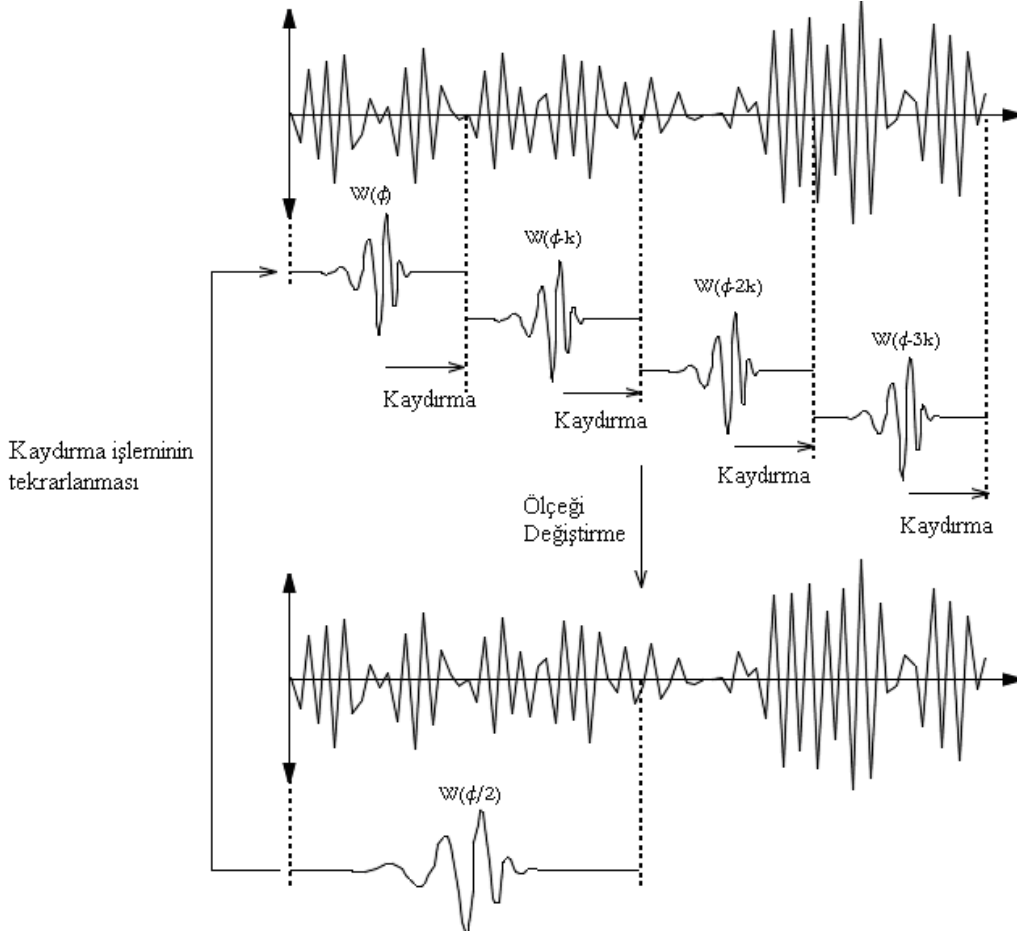
1.2. Konum Parametresi

Bir dalgacığın kaydırılması basit bir ifade ile başlangıç noktasının yatay eksende hareket ettirilmesi, dolayısıyla da konumunun değiştirilmesi anlamına gelmektedir. Matematiksel ifade ile $f(t)$ fonksiyonunu k kadar kaydırmak $f(t-k)$ olarak gösterilmektedir. Aşağıdaki Şekil 2.2. bu kaydırma parametresinin dalgacık fonksiyonunu nasıl etkilediğini göstermektedir (Matlab, Wavelet User Guide).



Şekil 2.3: Konum Parametresinin Dalgacık Fonksiyonuna Etkisi (Kaynak: Matlab Wavelet User Guide)

Ana dalgacık fonksiyonuna uygulanan ölçek ve konum operatörleri, dalgacık ile sinyalin lokalize kısmı arasındaki ilişkiyi gösteren dalgacık katsayılarının hesaplanmasında kullanılmaktadır. Dalgacık katsayıları her bir dalgacık segmenti (parçası) için hesaplanmaktadır ve bu da dalgacık korelasyonlarını sinyal ile ilişkilendiren zaman-ölçek fonksiyonunu vermektedir. Ana dalgacık fonksiyonuna uygulanan bu süreç aşağıdaki şekilde gösterilmiştir (<http://www.wavelet.org/tutorial/wbasic.html>).



Şekil 2 4: Kesikli Dalgacık Dönüşümü Süreci

Kaynak: <http://www.wavelet.org/tutorial/wbasic.html>

Sinyali hem zaman hem de ölçek bazında analiz edebilme özelliği ile ilgili olarak dalgacıklar; “Sürekli Dalgacık Dönüşümü (Continuous Wavelet Transform)” ve “Kesikli Dalgacık Dönüşümü (Discrete Wavelet Transform)” olmak üzere iki ayrı şekilde karşımıza çıkmaktadır (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002:101). Bu nedenle bu bölümde önce sürekli dalgacık dönüşümü ve sonra da kesikli dalgacık dönüşümüne ayrı ayrı yer verilecektir.

2. SÜREKLİ DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ

Sürekli dalgacık dönüşümü, pencerelenmiş Fourier dönüşümüne benzerdir. Aradaki en temel farklılık; Sürekli Dalgacık Dönüşümünde, zaman-frekans boyutunun,

yüksek ya da alçak frekans bileşenlerini en iyi biçimde analiz edebilecek şekilde farklı büyüklükteki pencerelere ayrılmış olmasından kaynaklanmaktadır. Oysa PFD’de pencere büyüklükleri sabittir ve tüm frekans bileşenleri aynı zaman –frekans çözünürlüğü ile analiz edilmektedir (Toprak, İ.Burcu, 2007:15).

Sürekli dalgacık dönüşümünde (SDD), daha önce yukarıda bahsedilmiş olan ölçek (a) ve konum (u) parametreleri, gerçekte sayılar uzayı (\mathfrak{R}) boyunca $a \neq 0$ kısıtı altında sürekli olarak değişmektedir (Daubechies, Ingrid, 1992:7). SDD aşağıdaki eşitlikte de ifade edildiği gibi; $x(t)$ sinyali ile ana dalgacık fonksiyonu $\psi_{a,u}(t)$ ’nin çarpımından elde edilmektedir (Arı, Özen ve Çolak, 2008:25).

$$SDD(a, u) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,u}(t) dt \quad (2.8)$$

Bu eşitlikte;

a: Ölçek Parametresini

u: Konum parametresini

$x(t)$: Dönüşümü yapılacak fonksiyonu ve

$\psi_{a,u}(t)$: Eşitlik 2.7.’de açıkça ifade edilmiş olan ana dalgacık fonksiyonunu temsil etmektedir. Yukarıdaki eşitlik 2.8’de $\psi_{a,u}(t)$ olan eşitlik 2.7’yi yerine konulduğunda; aşağıdaki denklem elde edilir:

$$SDD(a, u) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-u}{a}\right) dt \quad (2.9)$$

SDD’de ana dalgacık fonksiyonu, “kabul edilebilirlik (admissibility) koşulu” olarak bilinen temel bir kurala uymaktadır. Bu kabul edilebilirlik koşulu aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$C_{\psi} = \int_0^{\infty} \frac{|\Psi(f)|^2}{f} df < \infty \quad (2.10)$$

Burada $\Psi(f)$, frekansın bir fonksiyonu olan $\psi(t)$ 'nin Fourier dönüşümünü ifade etmektedir ki bu dönüşüm aşağıdaki gibidir:

$$\Psi(f) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(u) e^{-2\pi f u} du \quad (2.11)$$

Bu koşul, $f \rightarrow 0$ 'a giderken $\Psi(f)$ dönüşümünün de hızla sıfıra yaklaşmasını sağlamaktadır (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002:102).

Ötelenmiş (kaydırılmış) ve ölçeklenmiş ana dalgacık fonksiyonu, incelenme konusu olan fonksiyona uygulandığında, karmaşık yapıdaki bu fonksiyon, daha basit bileşenlere parçalanmış olmaktadır. Bu işlem; fonksiyonun “analiz edilmesi” (analyzing) ya da “ayrıştırılması” (decomposing) olarak adlandırılmaktadır. Eğer dalgacık fonksiyonu yukarıda bahsedilen “kabul edilebilirlik” koşulunu sağlıyorsa, ters alma işlemi yapılarak dalgacık katsayılarından hareketle fonksiyonun kendisine de ulaşılabilir. Bu da aşağıdaki şekilde olmaktadır:

$$x(t) = \frac{1}{C_{\psi}} \int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} SDD(a, u) \psi_{a, u}(t) du \frac{ds}{s^2}. \quad (2.12)$$

Bu ters dönüşüm de fonksiyonun “sentezi” (reconstruction) anlamına gelmektedir. Dalgacık dönüşümünün temel bir özelliği; integrali alınabilen kareli bir fonksiyonu¹² ayrıştırabilmesi ve mükemmel bir şekilde sentez yapabilmesidir (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002: 103).

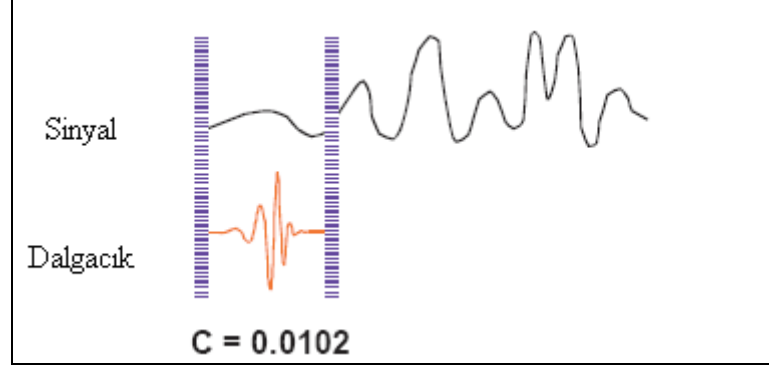
Sürekli dalgacık dönüşümünü aşağıdaki gibi beş adımda gerçekleştirmek mümkündür:

1) Dalgacık seçilip, orijinal sinyalde seçtiğimiz kısımla karşılaştırılır. Bu durumda sonuçlar seçilecek dalgacığın şekline bağlı olacaktır.

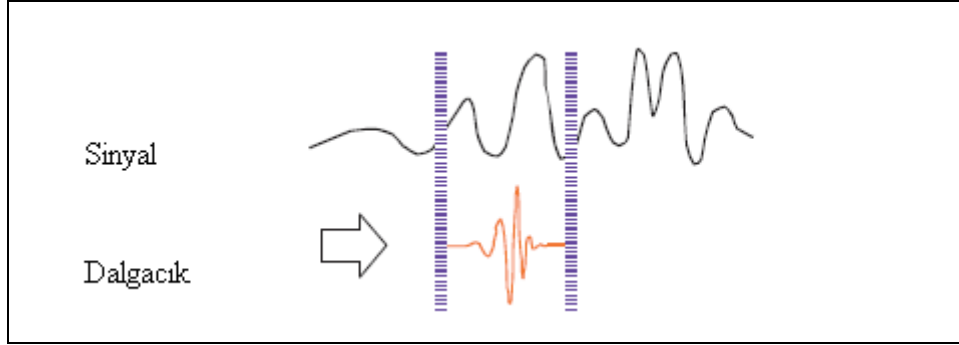
2) Dalgacık katsayısı hesaplanır. Bu katsayı, sinyalin seçilen bölümüyle Dalgacık arasındaki ilişkiyi gösterir. Dalgacık katsayısı ne kadar büyük olursa o kadar benzer

¹² Eğer $x(t)$ fonksiyonu, $\int_{-\infty}^{\infty} x^2(t) dt < \infty$ koşulunu sağlıyorsa integrali alınabilen kareli bir fonksiyondur.

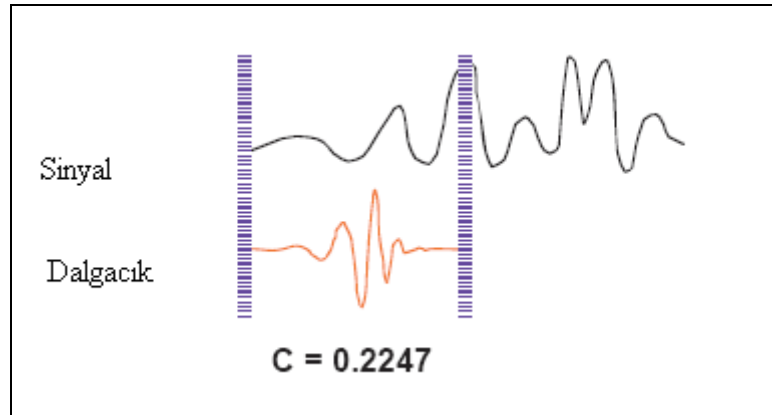
demektir. Daha açık bir şekilde ifade etmek gerekirse; eğer sinyalin ve dalgacığın enerjileri bire eşitse C korelasyon katsayısı olarak yorumlanabilir.



3) Dalgacık sağa kaydırılarak, bütün sinyal kaplanıncaya kadar 1. ve 2. adımlar tekrar edilir.



4) Ölçek genişletilerek önceki adımlar tekrar edilir.



5) Bütün ölçek değerleri için adımlar tekrar edilir (Matlab Wavelet Users Guide).

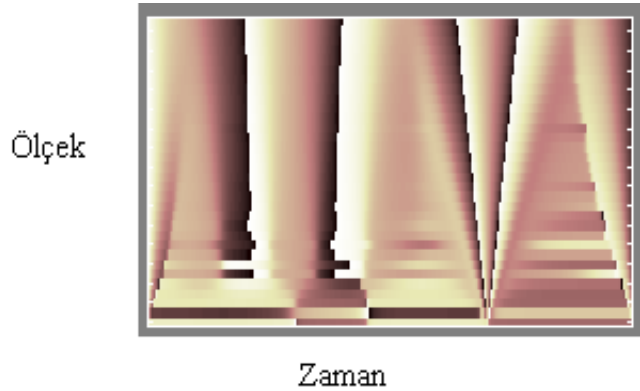
Bu adımlar gerçekleştirildiğinde, sinyalin farklı bölümleri ile farklı ölçeklerde üretilen katsayıları elde edilmiş olur.

Sürekli Dalgacık Dönüşümünde ölçek ve konum parametreleri sürekli olarak değiştiğinden, her bir ölçek için dalgacık katsayılarının hesaplanması oldukça zor ve zaman alıcı olmaktadır. Bu nedenle de Kesikli Dalgacık Dönüşümü kullanılmaktadır (Toprak, İ.Burcu, 2007:15).

Bizim çalışmamız Kesikli Dalgacık Dönüşümü üzerine temellendiğinden burada Sürekli dalgacık dönüşümüne daha fazla yer vermeye gerek görülmemiştir.

3. SÜREKLİ DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ YOLUYLA KESİKLİ DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ

Sürekli dalgacık dönüşümü, analiz edilen fonksiyona ilişkin gereğinden fazla bilgi içeren, konum ve ölçek olmak üzere iki parametrenin bir fonksiyonudur. Fakat aşağıdaki şekilde de görüldüğü gibi, her ölçeğin bazı kademelerinde bir takım süreksizlikler de gözlenmektedir.



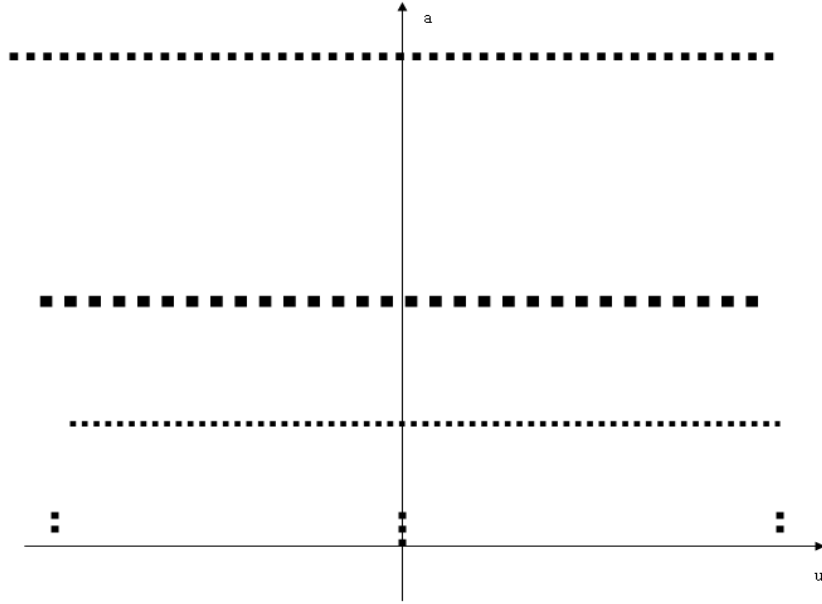
Şekil 2.5: Sürekli Bir Sinyaldeki Süreksizlikler (Kaynak: Matlab User's Guide)

Sürekli Dalgacık Dönüşümünün bir kısmını örneklemek suretiyle, fonksiyondaki bu süreksizlikleri kolayca tespit etmek mümkün olabilmektedir. Böylece, Sürekli Dalgacık Dönüşümünden Kesikli Dalgacık Dönüşümüne geçilmektedir. Kesikli Dalgacık Dönüşümü, Sürekli Dalgacık Dönüşümü baz alınmadan kullanılabilceği gibi, Sürekli Dalgacık Dönüşümünden elde edilen dalgacık katsayılarına örnekleme yapılarak

bu dönüşümdeki süreksizliklere uygulanabilmektedir (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002: 105). Bu örnekleme işlemi j ve k 'lar tam sayı olmak üzere aşağıdaki şekilde gerçekleştirilmektedir.

$$a = 2^{-j} \quad \text{ve} \quad u = k2^{-j}$$

Bunun anlamı, sadece tamsayı olan ölçek ve konum parametrelerinin örnekleme seçilmesidir. Sürekli Dalgacık Dönüşümünden çekilen örneklem, orijinal fonksiyondaki tüm bilginin dalgacık katsayıları tarafından korunmasını garanti etmektedir. Bu nedenle burada “kritik örnekleme” terimi bu katsayıların minimum sayısını belirtmek amacıyla kullanılmaktadır. Aşağıdaki şekil, koordinat eksenleri SDD'nin ölçek ve konum parametreleri olan zaman-frekans uzayının yarısını göstermektedir (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002: 105).



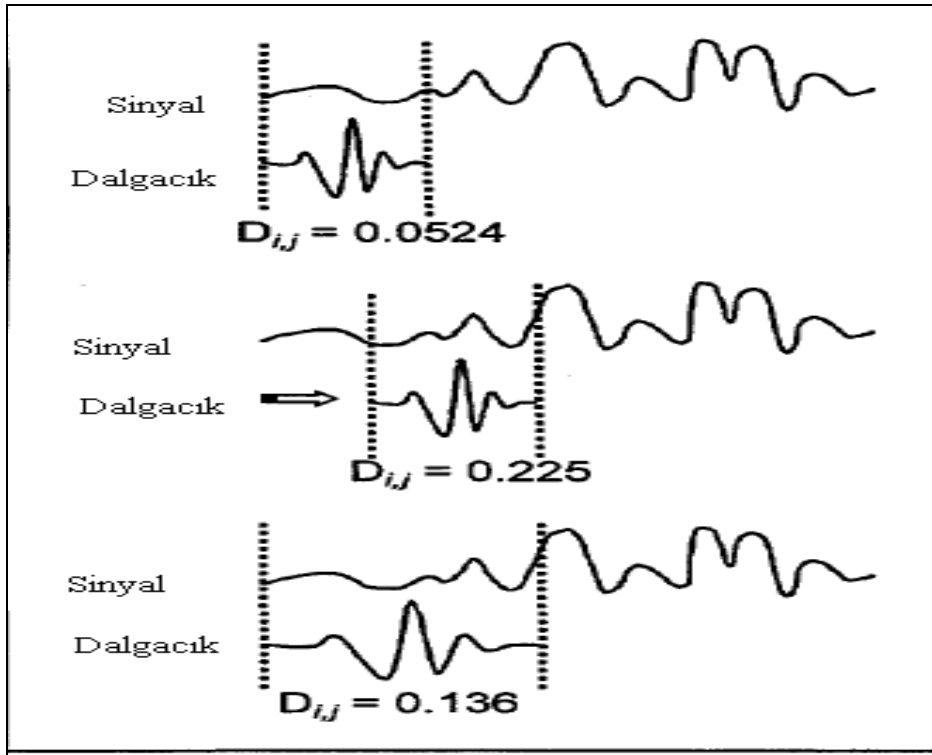
Şekil 2.6: Koordinat Eksenleri SDD'nin Ölçek Ve Konum Parametreleri Olan Zaman-Frekans Uzayının Yarısı (Kaynak: Gençay, Selçuk ve Whitcher)

Yukarıdaki şekilde, sürekli bir süreç üzerine yoğunlaşıldığında, zaman-frekans uzayındaki her noktada sürekli dalgacık dönüşümü ile karşılaşmaktadır. Ancak Kesikli Dalgacık Dönüşümünü ele aldığımızda, zaman-frekans uzayında sadece noktalarla temsil edilen az bir kısım ile karşılaşmaktadır. Bu noktalarda dalgacıklar, j ve k tam

sayılar olacak şekilde; $\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k)$ değerini alacaklardır. Buradan hareketle sürekli zaman Kesikli Dalgacık Dönüşümü;

$$D_{j,k} = \langle f, \psi_{j,k} \rangle = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi(2^{-j} t - k) dt \quad (2.14)$$

şeklinde olacaktır. Bu eşitlikte $D_{j,k}$ değerleri, dalgacık katsayılarını temsil etmektedirler. Dalgacıklar analizi dilinde dalgacık katsayıları, “detaylar (details)” olarak adlandırılmaktadırlar. Aslında bu katsayılar, sinyal ya da zaman serisi ile dalgacık arasındaki uyum iyiliği ölçüsü olarak da ele alınabilir (Miner,N.E., 1998: 13). Aşağıdaki şekil kesikli dalgacık katsayılarının hesaplanması dolayısıyla da kesikli dalgacık dönüşümü aşamalarını göstermektedir.



Şekil 2.7: Kesikli Dalgacık Dönüşümü Aşamaları

(Kaynak: MINER, N.E. 1998, s. 14)

Şekil incelendiğinde ilk aşamada dalgacık katsayısının; 0,0524 olarak hesaplandığı ve kaydırma işleminin henüz başlamadığı görülmektedir. İkinci aşamada ise, dalgacık katsayısı 0,225 olarak hesaplanmış, konum parametresi devreye girmiş ve

dalgacığın konumu sağa doğru kaymıştır. Son aşamada ise hem ölçek hem de konum parametreleri kullanılarak yeni dalgacık katsayısı; 0,136 olarak hesaplanmıştır. Dikkat edilirse bu son aşamada ölçek genişlemiştir.

4. KESİKLİ DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ

Önceki kısımda, Sürekli Dalgacık Dönüşümü yoluyla Kesikli Dalgacık Dönüşümünün nasıl elde edildiği üzerinde durulmuştu. Burada ise, Sürekli Dalgacık Dönüşümüne hiç başvurmadan doğrudan Kesikli Dalgacık Dönüşümünün nasıl gerçekleşeceği anlatılacaktır.

Sürekli dalgacık dönüşümünde, ölçek ve konum parametreleri $a \in \mathcal{R}$, $u \in \mathcal{R}$ ve $a \neq 0$ koşulları altında sürekli değerler almakta idi. Kesikli dalgacık dönüşümünde ise, bu parametreler sadece kesikli değerler almaktadırlar. Dolayısıyla $a \in \mathcal{Z}$, $u \in \mathcal{Z}$ ve $a \neq 0$ olmak üzere ölçek ve konum parametreleri tamsayılar kümesinin (\mathcal{Z}) birer elemanı almaktadırlar (Daubechies, 1992:53).

Şimdi x , gözlemlerin diydik¹³ uzunluktaki vektörü olsun. N uzunluğundaki bu kesikli dalgacık katsayıları vektörü w aşağıdaki gibi elde edilmektedir:

$$w = Wx \quad (2.15)$$

Burada W ; kesikli dalgacık dönüşümünü ifade eden $N \times N$ boyutlu ortogonal bir matristir. Dalgacık katsayıları vektörü $J+1$ adet vektör olarak organize edilebilir.

$$w = [w_1, w_2, \dots, w_J, v_J]^T, \quad (2.16)$$

Burada w_j uzunluğu $N/2^j$ olan dalgacık katsayıları vektörüdür ki bu vektör ölçek uzunluğundaki ($\lambda_j = 2^{j-1}$) değişimlerle de ilişkilidir. v_J ise $N/2^j$ uzunluğundaki ölçek katsayıları vektörüdür (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002: 120).

W matrisi, dalgacık ve ölçek filtresi katsayılarının sütun bazında düzenlenmesiyle elde edilmektedir. Ters sıralı sıfırla genişletilmiş (zero-padded)¹⁴ birim ölçekli dalgacık filtresi katsayıları vektörü aşağıdaki gibi tanımlanmış olsun;

¹³ Diydik uzunluk: Gözlem sayısının 2^j kadar olması anlamına gelmektedir. $N=2^j$;

¹⁴ Zero padding: Sıfırlarla genişletme anlamına gelmektedir.

$$\mathbf{h}_1 = [h_{1,N-1}, h_{2,N-2}, \dots, h_{1,1}, h_{1,0}]^T \quad (2.17)$$

Bu da; $h_{1,0}, \dots, h_{1,L-1}$ katsayılarının L uzunluğundaki ortogonal dalgacık kümesinden alındığı ve $L < t < N$ aralığındaki tüm değerlerin sıfır olarak tanımlandığı anlamına gelmektedir. \mathbf{h}_1 'i ikinin bir çarpanı ile dairesel olarak kaydırduğumuzda;

$$h_1^{(2)} = [h_{1,1}, h_{1,0}, h_{1,N-1}, h_{1,N-2}, \dots, h_{1,3}, h_{1,2}]^T, \quad (2.18)$$

$$h_1^{(4)} = [h_{1,3}, \dots, h_{1,0}, h_{1,N-1}, h_{1,N-2}, \dots, h_{1,5}, h_{1,4}]^T \quad (2.19)$$

vektörlerini elde ederiz. \mathbf{h}_1 'in dairesel olarak kaydırılmış versiyonlarının bir araya getirilmesi ile $N/2 * N$ boyutlu W_1 matrisi ise aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$W_1 = [h_1^{(2)}, h_1^{(4)}, \dots, h_1^{(N/2-1)}, h_1]^T \quad (2.20)$$

Sıfırlarla genişletilmiş, ölçeği iki olan dalgacık filtresi katsayıları vektörü \mathbf{h}_2 , eşitlik 2.16'ya benzer şekilde tanımlanarak W_1 matrisi ve bu şekilde devam ederek en sonunda ölçeği j olan dalgacık filtresi katsayıları vektörü olan \mathbf{h}_j ve \mathbf{h}_j 'nin 2^j 'nin bir çarpanı ile dairesel olarak kaydırılması ile de W_J matrisi elde edilmektedir. Bu W_J 'lerin kombinasyonu ile de aşağıdaki gibi bir matris elde edilmektedir:

$$W = \begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \\ \dots \\ \dots \\ \dots \\ W_J \\ V_J \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

Bu W matrisindeki V_J ise; elemanları $1/\sqrt{N}$ 'e eşit olan bir sütun vektörünü temsil etmektedir. Son olarak ortogonal bir matris olan W matrisini elde edebilmek için; 1'den J'ye kadar bütün ölçekler için dalgacık filtresi katsayılarını açık bir şekilde

hesaplamak gerekmektedir. Dalgacık filtresi h_l , birim ölçekle ilişkilidir ve şu özellikleri taşımaktadır:

$$\sum_{l=0}^{L-1} h_l = 0 \quad (2.22)$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} h_l^2 = 1 \quad (2.23)$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} h_l h_{l+2n} = 0 \quad n=\text{sıfırdan farklı tüm tamsayılar için} \quad (2.24)$$

Eşitlik 2.23 ve 2.24'e aynı zamanda dalgacık filtrelerinin ortogonalite özelliği de denilmektedir (Percival and Walden, 2000: 69).

Birim ölçekli dalgacık ve ölçekleme filtrelerine ilişkin olarak veri bir transfer fonksiyonu altında, $\lambda_j = 2^{j-1}$ ölçekli dalgacık filtresi $h_{j,l}$ aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$H_{j,k} = H_{1,2^{j-1}k \bmod N} \prod_{l=0}^{j-2} G_{1,2^l k \bmod N}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.25)$$

Burada modülüs (mod) operatörü; sonlu uzunluktaki gözlem vektörünün sınırları ile ilgili olduğundan gereklidir. Bu sayede, x değerlerinin periyodik olduğu şeklinde zımnî bir varsayım yapmış olmaktadır. Sonuç olarak elde edilen dalgacık filtresi;

$$L_j = (2^j - 1)(L - 1) + 1 \quad (2.26)$$

uzunluğunda olmaktadır. Ayrıca λ_j ölçeği için ölçekleme filtresi de aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır (Gençay, Selçuk, Whitcher, 2002: 121):

$$G_{J,k} = \prod_{l=0}^{J-1} G_{1,2^l k \bmod N}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.27)$$

Örneğin; N=16 olması durumunda; N=2^J=16 ve J=4 olacaktır. Dolayısıyla;

$$\begin{aligned}
W_1^T &= [W_0, W_1, W_2, W_3, W_4, W_5, W_6, W_7] \\
W_2^T &= [W_8, W_9, W_{10}, W_{11}] \\
W_3^T &= [W_{12}, W_{13}] \\
W_4^T &= [W_{14}] \\
V_4^T &= [W_{15}]
\end{aligned} \tag{2.28}$$

olacaktır. Burada W_1 , 8*16 boyutlu, W_2 , 4*16 boyutlu, W_3 , 2*16, W_4 1*16 ve V_4 de 1*16 boyutlu matrislerdir (Percival ve Walden, 2000:63). Sonuçta W matrisi 16*16 boyutlu bir matrise dönüşmektedir.

Yukarıda sıkça sözü geçtiğinden dalgacık filtresi kavramından da bahsetmekte yarar görülmektedir. Dolayısıyla aşağıdaki kısımda dalgacık filtresi kavramı ve dalgacık filtresi çeşitlerinden bahsedilecektir.

4.1. Kesikli Dalgacık Filtresi

Sürekli dalgacık dönüşümünden de hatırlanacağı gibi, sürekli dalgacık fonksiyonunun (filtresinin) temel özellikleri, integralinin sıfıra eşit olması yani ortalamasının sıfır olması ve birim enerjiye sahip olmasıdır. Benzer şekilde kesikli dalgacık filtresi de aynı özellikleri taşımaktadır. Bu özellikler yukarıdaki eşitlikler 2.22 ve 2.23'te ifade edildiği gibidir. Bu özelliklere ek olarak bir de dalgacık filtresi h_l 'nin ortogonalite özelliği vardır ki, bu özellik de eşitlik 2.24'te ifade edilmiştir. Bu özellik, kesikli dalgacık dönüşümü ile sürekli dalgacık dönüşümünün kritik örnekleme arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarmaktadır. Kesikli dalgacık dönüşümünü ifade eden yukarıdaki gibi bir ortogonal matris tanımlamak, dalgacık katsayılarının birbirleri ile etkileşim içinde olamayacağını ifade etmektedir (Gençay, Selçuk, Whitcher, 2002: 107).

Eşitlikler 2.23 ve 2.24, frekans boyutunda kısaca kareli kazanç fonksiyonu ile ifade edilebilirler.

$$\mathfrak{H}(f) + \mathfrak{H}(f+1/2) = 2 \quad \text{tüm } f \text{ değerleri için,} \tag{2.29}$$

Bu sonucu eşitlik 2.24'ün sol tarafını $[\mathfrak{H}(f/2) + \mathfrak{H}(f/2 + 1/2)]/2$ olarak ifade edilen kesikli Fourier dönüşümünü kullanarak daha detaylı bir şekilde açıklamak

mümkündür. Buradan eşitlik 2.24 ters kesikli Fourier dönüşümü kullanılarak tekrar yazılabilir.

$$\sum_{l=0}^{L-1} h_l h_{l+2n} = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{2} [\mathcal{H}_t(f/2) + \mathcal{H}_t(f/2 + 1/2)] e^{i2\pi fn} df \quad (2.30)$$

Eşitlik 2.29, 2.30'da yerine koyulursa;

$$\sum_{l=0}^{L-1} h_l h_{l+2n} = \int_{-\infty}^{\infty} e^{i2\pi fn} df = \begin{cases} 1 & n = 0 \\ 0 & D.D. \end{cases} \quad (2.31)$$

eşitliği elde edilir. Böylece eşitlik 2.23 ve 2.24 sağlanmış olur.

Yüksek frekansları geçiren (high pass filter) ve düşük frekansları geçiren (low-pass filter) olmak üzere iki tür dalgacık filtresi söz konusudur. Yüksek frekansları geçiren filtre h_l , düşük frekansları geçiren filtre ise g_l , simgesi ile ifade edilmektedir. Düşük frekansları geçiren filtreye aynı zamanda ölçekleme filtresi de denilmektedir. Yüksek frekansları geçiren filtre “detay” katsayılarını, düşük frekansları geçiren filtre ise yaklaşım (approximation) katsayılarını vermektedir (Miner, 1998:17).

Bu filtreler aynı zamanda j olarak tanımlanan ölçekle de ilişkilidir. $2^j=N$ şeklindeki diyadik uzunlukta olan bir zaman serisinde yüksek frekansları geçiren h_l filtresi ; $\hat{h}_{j,l} = \frac{h_{j,l}}{2^{j/2}}$, düşük frekansları geçiren g_l filtresi ; $\hat{g}_{j,l} = \frac{g_{j,l}}{2^{j/2}}$ şeklinde elde edilmektedir. Buradan da hareketle yüksek frekansları geçiren filtre için, j 'ye göre frekans aralıkları; $f \in [1/2^{j+1}, 1/2^j]$, düşük frekansları geçiren filtre için, j 'ye göre frekans aralıkları; $f \in [0, 1/2^{j+1}]$ şeklinde olmaktadır (Gallegati , M ve Gallegati, M.,2007:6-7).

Herhangi bir zaman serisine yüksek frekansları geçiren ve düşük frekansları geçiren bu iki filtrenin ikisi de uygulandığında, bu zaman serisindeki yüksek frekanslı dalgalanmalar düşük frekanslı dalgalanmalardan ayrılmış olmaktadır (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002:107).

Ölçekleme filtresinin transfer fonksiyonu $G(f)$, kareli kazanç fonksiyonu ise $\mathcal{G}(f)$ simgeleri ile ifade edilmektedir. Düşük frekansları geçiren ölçekleme filtresi katsayıları

bütün dalgacıklar için, *quadrature mirror*¹⁵ ilişkisi kullanılarak elde edilmektedir. Quadrature mirror ilişkisine göre yüksek frekansları geçiren filtre düşük frekansları geçiren filtrenin aynaya yansımasıdır. Örneğin düşük frekansları geçiren ölçekleme filtresi katsayıları; $g_1=\{a,b,c,d\}$ ise yüksek frekansları geçiren dalgacık filtresi katsayıları $h_1=\{d,-c,b,-a\}$ olacaktır (Miner, 1998:16).

4.2. Dalgacık Türleri

Dalgacık türleri aşağıdaki temel kriterler doğrultusunda şekillenmektedir (Misiti ve diğerleri, 2007: 92).

- Dalgacığın, sırasıyla zaman ve frekansta lokalizasyonu olarak ölçülen, fonksiyonun desteği ($\psi, \hat{\psi}$) veya zaman ya da frekans sonsuza doğru yaklaşırken, $\psi(t)$ ve $\hat{\psi}(\omega)$ fonksiyonlarının sıfıra yakınsaması durumu,
- Fonksiyonun simetrikliği,
- Sıkıştırma (compression) için faydalı olan, fonksiyonların sıfıra eşit olan momentlerinin sayısı,
- Düzenlilik,
- Ölçekleme fonksiyonunun varlığı ve
- Ortogonalite ya da biortogonalite,
- Süreklilik ya da kesiklilik.

Bu kriterlerden hareketle, literatürde kullanılan en temel dalgacık türleri aşağıda yer almaktadır.

4.2.1. Haar Dalgacığı

Alfred Haar (1910), ilk kez tezinde dalgacıkları kullanan kişidir. Dolayısıyla da ilk dalgacık filtresi Haar dalgacığı olarak bilinmektedir.

Haar dalgacığında ölçekleme fonksiyonu; $\phi = 1$ 'dir. Yukarıda bahsedilen $h[n]$ filtresi, $n = 0$ ve $n = 1$ de $2^{-1/2}$ 'ye eşit olan iki adet sıfırdan farklı katsayıya sahiptir. Bu nedenle de;

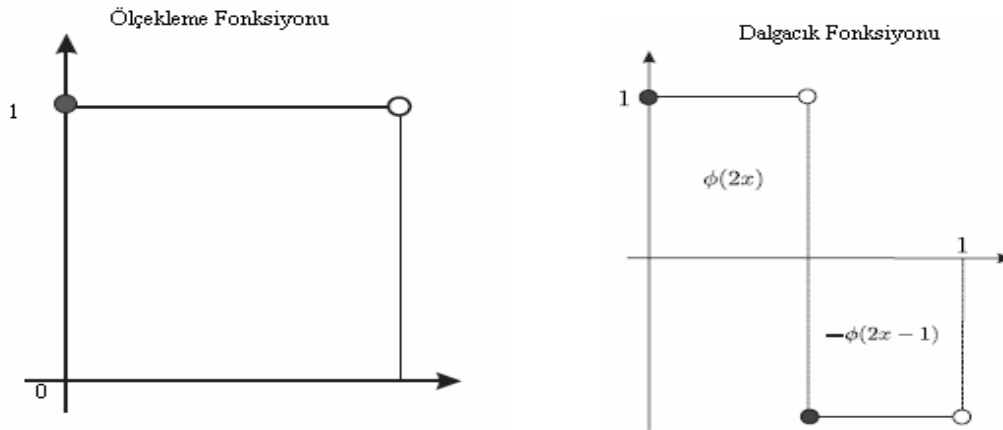
¹⁵ Quadrature Mirror filtreleri (QMFs) genelde mühendislik literatüründe kullanılan bir terimdir.

$$\frac{1}{\sqrt{2}}\psi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} (-1)^{1-n} h[1-n]\phi(t-n) = \frac{1}{\sqrt{2}}(\phi(t-1) - \phi(t)) \quad (2.32)$$

şeklinde olmaktadır. Buradan da Haar dalgacık fonksiyonu aşağıdaki gibi elde edilmektedir (Mallat, 1998: 248).

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < 1/2 \\ -1 & 1/2 \leq t < 1 \\ 0 & \text{D.D.} \end{cases} \quad (2.33)$$

Haar dalgacığı, L=2 uzunluğundaki bir dalgacık filtresidir ve kısaca kendisinin ölçekleme filtresi katsayıları ile tanımlanmaktadır. Dolayısıyla bu katsayılar; $g_0 = g_1 = \frac{1}{\sqrt{2}}$ olmaktadır. Dalgacık filtresi katsayıları ise $h_0 = 1/\sqrt{2}$ ve $h_1 = -1/\sqrt{2}$ 'dir (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002:110).Aşağıdaki şekil Haar dalgacık fonksiyonunu ve Haar ölçekleme fonksiyonunu göstermektedir. Şekilden de anlaşılacağı gibi Haar dalgacığı birim ölçeklidir.



Şekil 2.8: Haar Dalgacık ve Ölçekleme Fonksiyonu (Kaynak: Jonas Gomes Luiz Velho, 1999, s. 111)

Haar dalgacığının, başta basit ve hızlı olması, etkili bir hafızaya sahip olması ve tersine çevrilebilir olması gibi bir takım avantajları vardır. (Elfouly Fatma, H. et all., 2008: 38). Ayrıca, kompakt desteğe sahip olması da Haar dalgacığının önemli bir özelliğidir. Bir başka deyişle, Haar dalgacığı sonlu bir aralık dışında sıfır olmaktadır.

Fakat Haar dalgacığının türevi sürekli değildir ve bu özellik Haar dalgacık filtresinin finans alanında kullanımını sınırlamaktadır (Özün ve Çifter, 2006: 7).

4.2.2. Daubechies Dalgacı

Daubechies dalgacı, Haar dalgacığına benzemektedir. Ancak; aradaki fark, dalgacık ve ölçek fonksiyonlarından kaynaklanmaktadır. Daubechies dalgacı, Haar dalgacığıyla kıyaslandığında daha karmaşıktır ve hesaplama açısından da daha uzun ve komplike işlemler gerektirmektedir (Elfouly Fatma, H. et all., 2008:39).

Daubechies dalgacığının ölçekleme fonksiyonu aşağıdaki gibidir.

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k \phi(2t - k) \quad (2.34)$$

Dalgacık fonksiyonu ise;

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k \phi(2t - k) \quad (2.35)$$

olarak ifade edilmektedir (Cascio, L. Iolanda, 2007:11).

Daubechies dalgacığını tanımlamanın en kolay yolu, ölçekleme filtresinin kareli kazanç fonksiyonundan faydalanmaktır. Bu fonksiyon;

$$\mathcal{C}_3(f) = 2 \cos^L(\pi f) \sum_{l=0}^{L/2-1} \binom{L/2-1+l}{l} \sin^{2l}(\pi f), \quad (2.36)$$

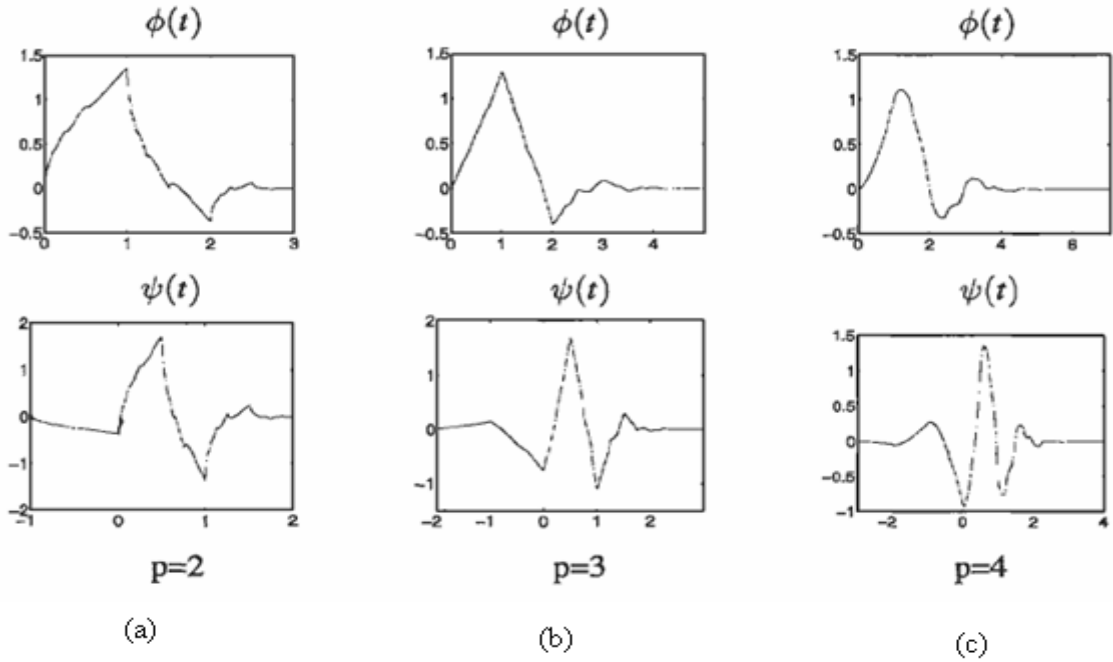
şeklinde ifade edilmektedir. Bu fonksiyonda filtre uzunluğu olan L, pozitif çift bir tamsayıdır ve

$$\binom{a}{b} = \frac{a!}{b!(a-b)!} = \frac{\Gamma(a+1)}{\Gamma(b+1)\Gamma(a-b+1)} \quad (2.37)$$

Yukarıda fonksiyonda, L=2 olursa ve $\mathcal{C}_3(f)$ 'ye kesikli Fourier dönüşümü uygulanırsa, ortaya çıkan ölçekleme filtresi katsayıları Haar dalgacığını vermektedir.

Daubechies dalgacıđı, kompakt desteđe sahip dalgacık fonksiyonunun sıfıra yaklaşan (vanishing) momentlerinin¹⁶ sayısına bađlıdır. Şöyle ki; sıfıra yaklaşan momentlerin sayısı filtre uzunluđu (L)'nun yarısına eşit olmaktadır. Örneđin Haar dalgacıđının sıfıra yaklaşan moment sayısı birdir. Daubechies(4) dalgacıđında ise sıfıra yaklaşan momentlerin sayısı 8'dir. Bu özellik dođrultusunda, daha uzun dalgacık filtreleri yüksek dereceli durađan olmayan stokastik süreçlerden durađan dalgacık katsayıları vektörü üretmektedir (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002:114).

Aşađıdaki şekil farklı filtre uzunluklarına göre çeşitli Daubechies dalgacık türlerini göstermektedir. Şekildeki p deđerleri sıfıra yaklaşan momentlerin sayısını ifade etmektedir. Dolayısıyla en baştaki Şekil (a), p=2 deđer için Daubechies (4), en sondaki Şekil (c) ise, p=4 deđer için ise Daubechies(8) dalgacıđının ölçekleme ve dalgacık fonksiyonlarını göstermektedir.



Şekil 2.9: Daubechies Ölçekleme ve Dalgacık Fonksiyonları (Kaynak: Mallat, 1998, s.253)

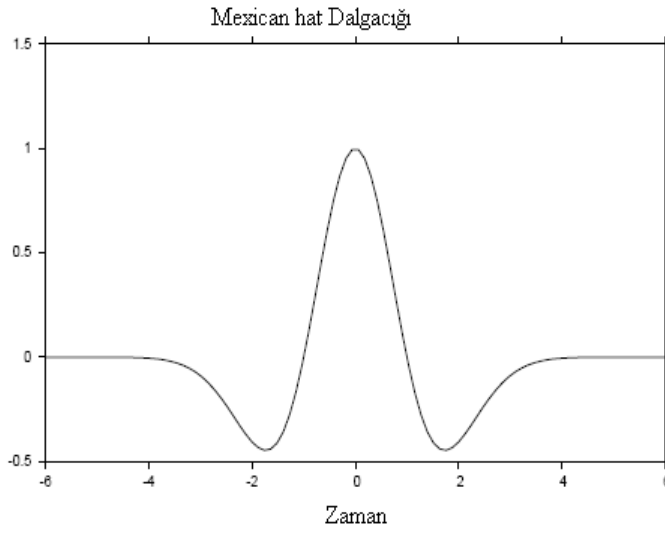
¹⁶ Vanishing Moment: P adet vanishing momentli olan bir $\psi(t)$ fonksiyonu; $p=0,1,\dots,P-1$ olmak üzere $\int t^p \psi(t) dt = 0$ koşulunu sağlamalıdır.

4.2.3. Mexican Hat Dalgacıđı

Mexican hat dalgacıđı normal dađılım fonksiyonunun ikinci türevi alınarak elde edilmektedir (Siluyele J. Ian, 2005: 12). Dalgacık fonksiyonu ařađıdaki gibidir:

$$\psi^{(MH)}(u) = (1 - u^2)e^{-\frac{u^2}{2}}, \quad -\infty < u < \infty \quad (2.38)$$

Yukarıdaki eřitlikten de anlaşılacađı gibi, Mexican Hat dalgacıđının ölçekleme fonksiyonu yoktur. Mexican Hat dalgacıđının řekli ařađıdaki gibidir:



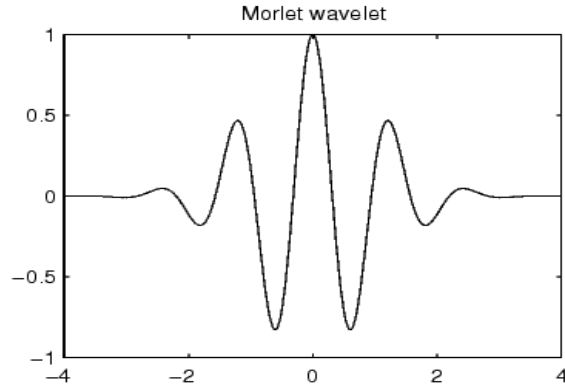
řekil 2.10: Mexican Hat Dalgacıđı

4.2.4. Morlet Dalgacıđı

Morlet dalgacıđı, sürekli dalgacık dönüşümünün en klasik örneđidir. Morlet dalgacıđının ana dalgacık fonksiyonu ařađıdaki gibidir:

$$\psi^M(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-i\omega_0 t} e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (2.13)$$

Burada ω_0 , dalgacıđın merkezi frekansını temsil etmektedir. Ařađıdaki řekil iki farklı merkezi frekansa göre çizilmiş olan Morlet dalgacıklarını göstermektedir (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002:104).



Şekil 2.11:Morlet Dalgacı

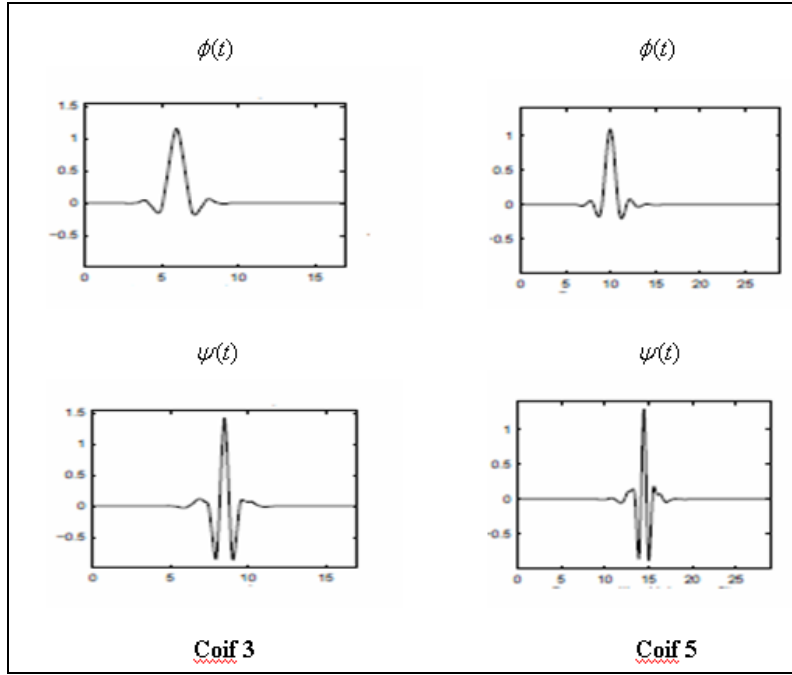
Morlet dalgacığının ölçek fonksiyonu yoktur. Morlet dalgacığı karmaşık sayıları içermesi nedeniyle hem genlik hem de faz bileşenini aynı anda tespit edebilir (Lau ve Weng,1995). Ayrıca bu dalgacık ani değişimler yapmayan yumuşak geçişleri olan zaman serilerinde daha iyi sonuçlar vermektedir.

4.2.5. Coiflet Dalgacı

Coiflet dalgacığı, Ronald Coifman'ın önerisi ile yine Daubechies tarafından geliştirilen bir dalgacık türüdür. Bu nedenle de Coiflet dalgacığı olarak isimlendirilmiştir. Coiflet dalgacığında da yine sifıra yaklaşan momentler (vanishing moments) temel alınmış ancak ölçekleme fonksiyonunun aşağıdaki özellikleri taşıması üzerinde durulmuştur.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \phi(t) dt = 1 \quad \text{ve} \quad \int_{-\infty}^{\infty} t^k \phi(t) dt = 0 \quad 1 \leq k < p \quad (2.39)$$

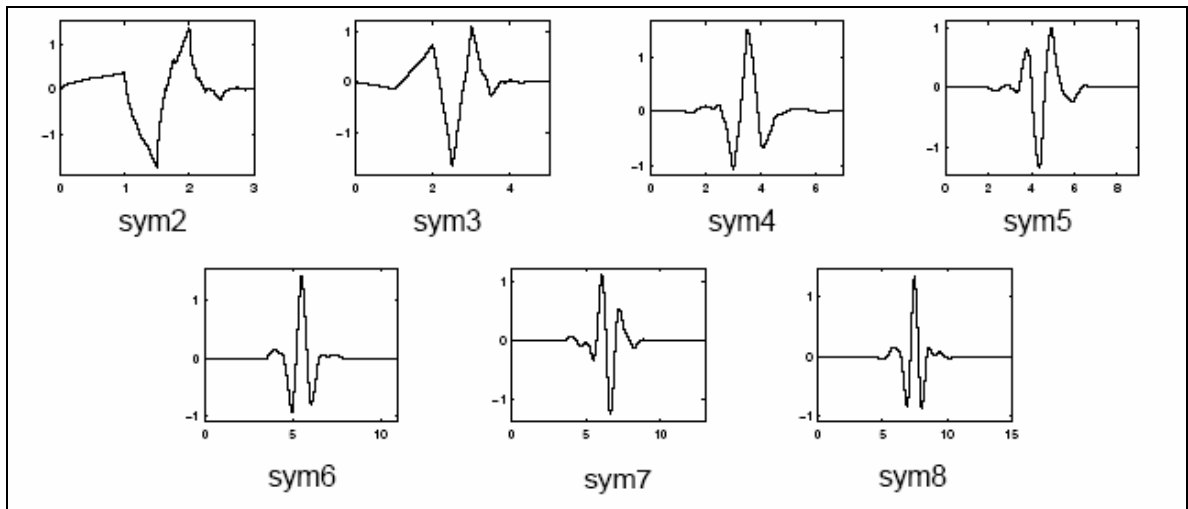
Coiflet dalgacığı Daubechies dalgacığına göre daha simetriktir. Çünkü ölçek uzunluğu; sifıra yaklaşan momentlerin sayısına göre $2P-1$ yerine artık $3P-1$ olarak belirlenmektedir. Aşağıdaki şekilde iki farklı filtre uzunluğundaki Coiflet dalgacıkları yer almaktadır.



Şekil 2.12: Coiflet Dalgacı (Kaynak: Matlab Wavelet User Guide)

4.2.6. Symlet Dalgacı

Symlet dalgacıları, Daubechies ailesinin şekillendirilmiş bir hali olarak, Daubechies dalgacılarıyla simetrik dalgacılar olarak sunulmaktadır. Symlets dalgacıları Daubechies dalgacılarıyla benzer özellikler taşımaktadırlar. Aşağıdaki şekilde Symlet dalgacık fonksiyonları yer almaktadır.

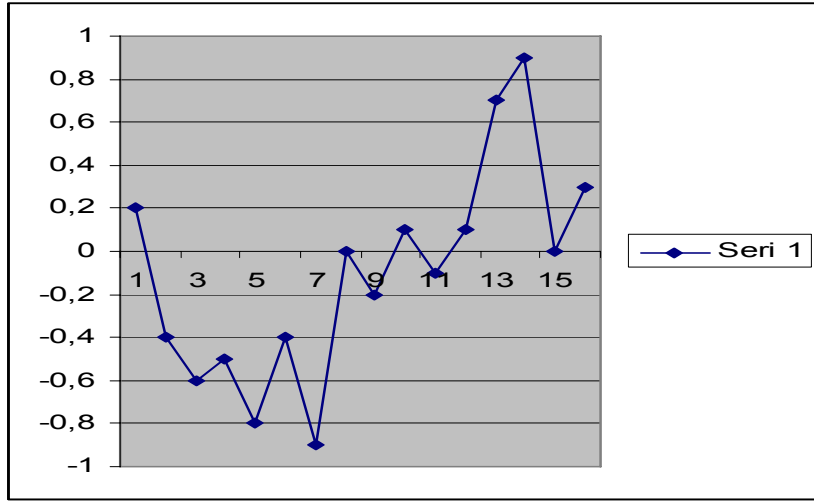


Şekil 2.13: Symlet Dalgacıları

4.3. Kesikli Dalgacık Dönüşümü Örneği

Kesikli dalgacık dönüşümünün basit bir uygulamasını yapmak için aşağıdaki zaman serisini ele alalım;

$$X^T = [0,2 \quad -0,4 \quad -0,6, \quad -0,5 \quad -0,8 \quad -0,4 \quad -0,9 \quad 0,0 \quad -0,2 \quad 0,1 \quad -0,1 \quad 0,1 \quad 0,7 \quad 0,9 \quad 0,0 \quad 0,3]$$



Şekil 2.14: X Serisinin Grafiği

Yukarıdaki X vektörüne; $W=WX$ şeklinde kesikli dalgacık dönüşümünü uygulamak zaman serisini W dalgacık katsayıları kümesi olarak ayrıştırmaktır. Burada W, dalgacık ve ölçekleme filtrelerinden oluşan ortogonal bir matrisi temsil etmektedir ve N=16 için Haar temelli kesikli dalgacık dönüşümü;

$$\psi_{\tau_j,t}^{(H)}(u) = \begin{cases} -1/\sqrt{2\tau_j}; & t - \tau_j \leq u < t \\ 1/\sqrt{2\tau_j}; & t \leq u < t + \tau_j \\ 0; & D.D. \end{cases} \quad (2.40)$$

Burada, $\tau_j=2^{j-1}$ ve $t=k\tau_j$ 'dir. Dolayısıyla da;

$$\begin{aligned}
W_{0\bullet}^T &= \left[\frac{-1}{\sqrt{2}} \quad \frac{1}{\sqrt{2}} \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \right], \\
W_{8\bullet}^T &= \left[\frac{-1}{\sqrt{2}} \quad \frac{-1}{\sqrt{2}} \quad \frac{1}{2} \quad \frac{1}{2} \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \right] \\
W_{12\bullet}^T &= \left[\frac{-1}{\sqrt{8}} \quad \frac{-1}{\sqrt{8}} \quad \frac{-1}{\sqrt{8}} \quad \frac{-1}{\sqrt{8}} \quad \frac{1}{\sqrt{8}} \quad \frac{1}{\sqrt{8}} \quad \frac{1}{\sqrt{8}} \quad \frac{1}{\sqrt{8}} \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \right] \\
W_{14\bullet}^T &= \left[\frac{-1}{4} \quad \frac{-1}{4} \quad \frac{-1}{4} \quad \frac{-1}{4} \quad \frac{-1}{4} \quad \frac{-1}{4} \quad \frac{-1}{4} \quad \frac{-1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \right] \\
W_{15\bullet}^T &= \left[\frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \quad \frac{1}{4} \right]
\end{aligned}$$

Diğer satırlar yukarıdakilerin kaydırılmış şekilleri olacaktır. $N=2^j$ eşitliğinden $16=2^4$ olduğundan $j=4$ sonucunu çıkarıyoruz. Buradan W aşağıdaki gibi olacaktır.

$$W = \begin{bmatrix} W_{0\bullet}^T \\ \dots \\ W_{7\bullet}^T \\ W_{8\bullet}^T \\ \dots \\ W_{11\bullet}^T \\ W_{12\bullet}^T \\ W_{13\bullet}^T \\ W_{14\bullet}^T \\ W_{15\bullet}^T \end{bmatrix}$$

ve Kesikli Dalgacık Dönüşümü katsayıları vektörü;

$$\mathbf{W}^T = [W_0 \quad W_1 \quad W_2 \quad W_3 \quad W_4 \quad W_5 \quad W_6 \quad W_7 \quad W_8 \quad W_9 \quad W_{10} \quad W_{11} \quad W_{12} \quad W_{13} \quad W_{14} \quad W_{15}]$$

$$W = \begin{bmatrix} -0,424 \\ 0,071 \\ 0,283 \\ 0,636 \\ 0,212 \\ 0,141 \\ 0,141 \\ 0,212 \\ -0,450 \\ 0,150 \\ 0,050 \\ -0,650 \\ -0,283 \\ 0,707 \\ 1,300 \\ -0,400 \end{bmatrix}$$

Yukarıdaki vektörde, W_0 'dan W_{14} 'e kadar olan katsayılar dalgacık katsayıları en sonuncusu ise ölçek katsayısını ifade etmektedir. Son olarak yukarı vektörü J+1 adet alt vektöre ayrıştırdığımızda;

$$W^T = \left[W_{\tau 1}^T \quad W_{\tau 2}^T \quad W_{\tau 3}^T \quad W_{\tau 4}^T \quad V_{\tau 4}^T \right] \text{ ve}$$

$$W_{\tau 1}^T = [-0,424 \quad 0,071 \quad 0,283 \quad 0,636 \quad 0,212 \quad 0,141 \quad 0,141 \quad 0,212]$$

$$W_{\tau 2}^T = [-0,450 \quad 0,150 \quad 0,050 \quad -0,650]$$

$$W_{\tau 3}^T = [-0,283 \quad 0,707]$$

$$W_{\tau 4}^T = [1,300]$$

$$V_{\tau 4}^T = [-0,400]$$

Bu şekilde kesikli dalgacık dönüşümü dalgacık ve ölçek katsayılarını elde edilmiş olacaktır (Siluyele J. Ian, 2005:14-15).

4.4. Kesikli Dalgacık Dönüşümü Uygulaması: Piramit Algoritması

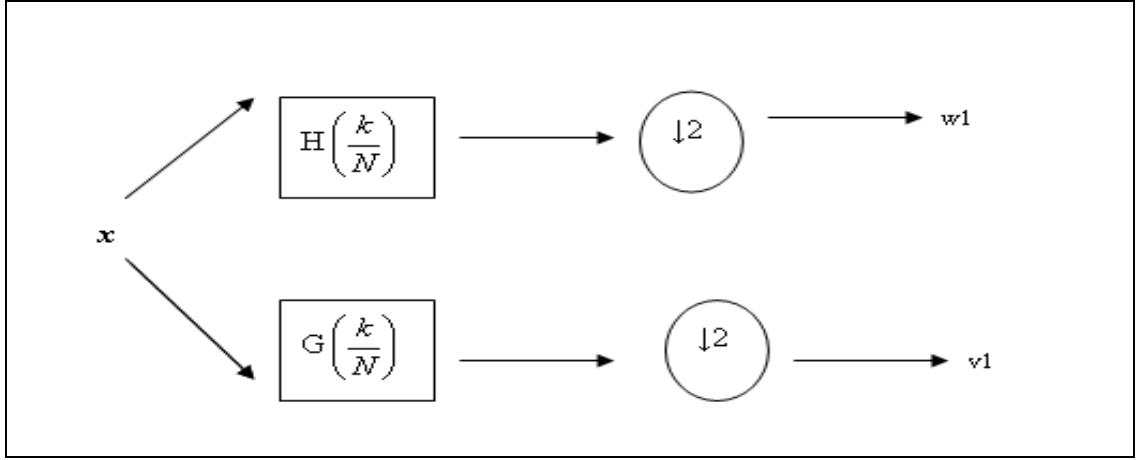
Piramit algoritması uygulaması Mallat (1989) tarafından geliştirilmiştir. Piramit algoritmasında; veri vektörü x , dalgacık filtresi h_l ve ölçekleme filtresi g_l olmak üzere üç adet temel unsura ihtiyaç duyulmaktadır. Algoritmanın ilk adımında, ölçekleme ve dalgacık katsayılarını elde etmek amacıyla veri vektörü, ölçekleme ve dalgacık filtreleri ile filtrelenmektedir. Bu filtreleme sonucunda ise aşağıdaki katsayılar elde edilmektedir:

$$w_{1,t} = \sum_{l=0}^{L-1} h_l x_{2^{t+1}-l \bmod N} \quad \text{ve} \quad v_{1,t} = \sum_{l=0}^{L-1} g_l x_{2^{t+1}-l \bmod N} \quad (2.41)$$

Burada $t=0,1,\dots,N/2-1$ değerleri almakta ve boyut küçültme işlemi (downsampling) ($\downarrow 2$) ise, x_t 'nin alt indisi yoluyla ifade edilmektedir. N uzunluğundaki gözlem vektörü, $N/2$ adet katsayı vektörü elde etmek amacıyla düşük frekansları geçiren (low pass) ve yüksek frekansları geçiren (high pass) olarak filtrelenmektedir. İkinci adımda ise, veri artık ilk aşama doğrultusunda ölçekleme katsayıları olarak tanımlanmakta ve filtreleme sonucunda dalgacık ve ölçekleme katsayılarının ikinci seviyesine ulaşılmaktadır.

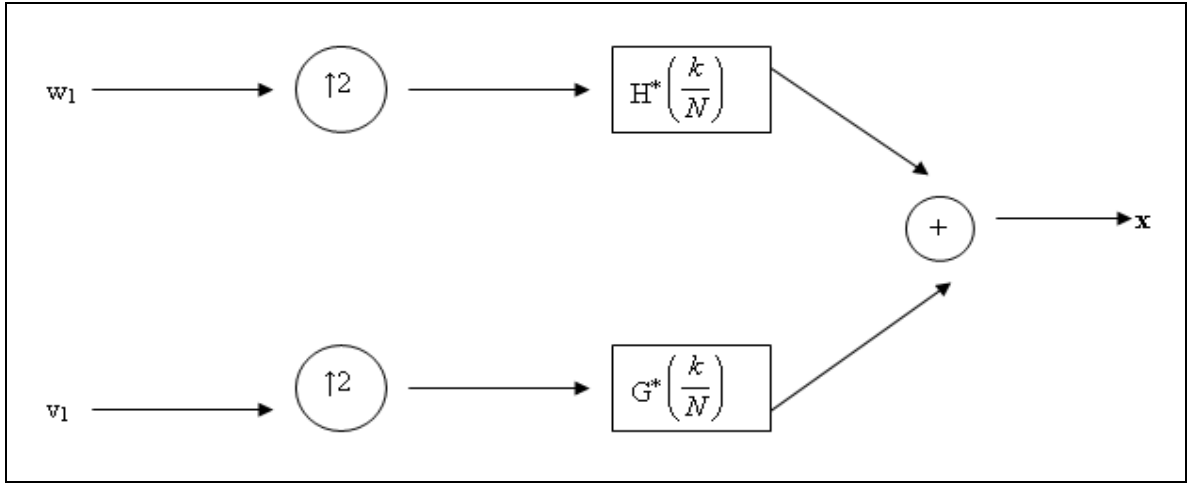
$$w_{2,t} = \sum_{l=0}^{L-1} h_l v_{1,2^{t+1}-l \bmod \frac{N}{2}} \quad v_{2,t} = \sum_{l=0}^{L-1} g_l v_{1,2^{t+1}-l \bmod \frac{N}{2}} \quad \text{ve } t=0,1,\dots,N/4-1. \quad (2.42)$$

Bu süreç J , ($J=\log_2(N)$) kadar devam edip sona erdiğinde; $w = [w_1, w_2, \dots, w_J, v_j]^T$ vektörüne ulaşılmaktadır. Aşağıdaki şekil piramit algoritmasını göstermektedir.



Şekil 2.15: Piramit Algoritması Yoluyla x 'in Ayrıştırılması (Kaynak:Gençay, Selçuk ve Whitcher)

Kesikli dalgacık dönüşümünün tersini alarak, boyut yükseltme (upsampling) işlemi gerçekleştirildiğinde ise aşağıdaki şekle ulaşılmaktadır:



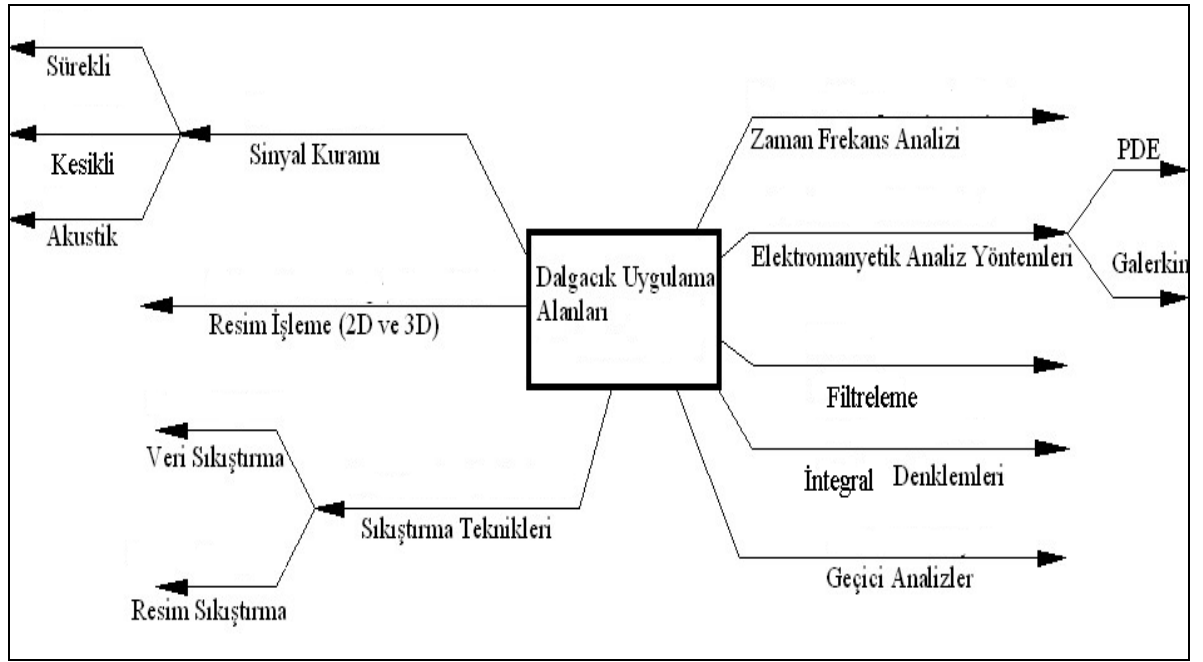
Şekil 2.16: Piramit Algoritması Yoluyla Rekonstrüksiyon (Kaynak: Gençay, Selçuk ve Whitcher)

5. DALGACIKLARIN KULLANIM ALANLARI

Dalgacıklar literatürü, özellikle son 15 yıl içinde oldukça hızlı bir gelişme içerisine girmiştir. Farklı disiplinlerde dalgacıklar metodolojisi kullanılarak yapılmış olan çok sayıda çalışma mevcuttur. Özellikle akustik, astronomi, mühendislik, jeoloji, tıp, meteoroloji, oşinografi ve fizik alanlarında oldukça yaygın bir kullanım alanı

bulmuş olan dalgacıklar, son yıllarda iktisadi ve finansal uygulamalarda da yer almaya başlamıştır (Crowley, P. M., 2007:207).

Aşağıdaki şekil dalgacıkların kullanım alanlarını göstermektedir. Şekilden de görüleceği gibi, dalgacıkların sinyal işleme, görüntü (resim) işleme ve sıkıştırma, zaman-frekans analizleri, elektromanyetik analizler, filtreleme v.b. gibi çok çeşitli kullanım alanları mevcuttur.



Şekil 2.17: Dalgacıklar ve Uygulama Alanları (Kaynak:Özgönenel,O. ve arkadaşları, 2004)

1980’li yılların sonlarında teorik temelleri oluşturulduktan sonra, dalgacıkların ilk uygulamalarından biri; depremin tahmin edilmesi ile ilgili olmuştur. Bu alanda dalgacıklar, Fourier analizinin yapamadığı, durağan olmayan sismik sinyallerin zaman ve frekans boyutlu analizlerinde faydalı olmuştur. Dalgacıkların durağan olmayan sinyalleri de analiz edebilme özelliği, veri sıkıştırmada da faydalı olmuş ve bu bağlamda 1992’de FBI dalgacıkların, görüntü sıkıştırmada özelliğini kullanarak parmak izi veritabanını yeniden oluşturmuştur (Schleicher, Cristoph, 2002: 1).

6. İKTİSADİ VE FİNANSAL ZAMAN SERİLERİNDE DALGACIKLAR YÖNTEMİ

Abramovich ve arkadaşları (2000) yapmış oldukları bir çalışmada, dalgacıklar analizi ve bu analizin istatistiksel uygulamaları üzerinde durmuşlardır. Bu çerçevede; dalgacıkların istatistikte parametrik olmayan regresyon tahmininde, olasılık yoğunluk fonksiyonu tahmininde, değişim noktası (change point) tespit etmede ve zaman serileri analizinde kullanılabileceğini ortaya koymuşlardır.

Dalgacıkların zaman serileri analizlerindeki kullanımları üzerine öncü çalışmalar, Percival ve Walden (1999), Morettin (1996,1997) ve Priestly (1996) tarafından yapılmıştır. Yapılan bu çalışmalarda dalgacıklar analizinin zaman serilerinde kullanım alanları ve kullanılabilirliği ortaya koyulmuş ve bu konudaki teorik temeller oluşturulmuştur. Yapılan başka bir çalışmada Ramsey (1999), dalgacıklar yönteminin iktisadi ve finansal verilerin analizlerine sağlamış olduğu katkıları ifade etmiştir. Bu çalışmada Ramsey, dalgacıkların kullanım alanlarını keşifsel (exploratory) analizler, yoğunluk tahminleri ve lokal heterojenlik, zaman-ölçek ayrıştırması ve öngörü olmak üzere dört kategoride toplamıştır.

Nason ve Sachs (1999), dalgacıkların istatistiksel zaman serileri analizindeki kullanımı üzerine EKG sinyallerini kullanarak uygulamalı bir çalışma yapmışlar ve dalgacıkların bu alandaki faydasını ortaya koymuşlardır. Norsworthy, Li ve Görener (2000), zaman serilerinde dalgacıkların kullanımını mühendislik alanından finansal uygulamalara taşıma bağlamında yapmış oldukları çalışmada, herhangi bir finansal varlık getirisi ile portföy getirisi arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir.

Dalgacıklar yönteminin finans ve ekonomi alanlarında uygulanması ile en yakın ilgilenen James Ramsey'dir. Ramsey ilk makalesinde, (Ramsey ve Zang, 1995) yüksek frekanslı döviz kuru oranları serisinde dalgacıklar yöntemini kullanmış ve sonuçta yalnız en düşük frekanslarda döviz kurunda belli bir yapının olduğunu bulmuştur. Ramsey, yapmış olduğu bir diğer çalışmada (Ramsey ve Lampart, 1998) para arzı ile gelir arasındaki ilişkiyi tespit etmek için Granger nedensellik testi yapmış ve bunu yaparken de dalgacıklar analizini kullanarak farklı zaman frekanslarındaki ilişkileri tespit etmeye çalışmıştır. Sonuçta da para arzının yalnız yüksek frekanslı ölçeklerde

gelirin Granger nedeni olduğunu, düşük frekanslı ölçeklerde ise gelirin para arzının Granger nedeni olduğunu bulmuştur.

Farklı frekans boyutlarında ve zaman ölçeklerinde Amerikan finansal değişkenlerinin endüstriyel üretim üzerindeki öngörü gücünü spektral ayrıştırma, dalgacıklar analizi ve Granger nedenselliğini kullanarak araştırmaya çalışan Kim ve In (2003) bu yaklaşıma yeni bir boyut kazandırmışlardır. Çalışmanın sonucunda ise; Amerikan finansal ve reel değişkenleri arasındaki ilişkinin kısa zaman ölçeklerinde finansal değişkenlerden reel değişkenler yönüne, uzun zaman ölçeklerinde ise reel değişkenlerden finansal değişkenler yönüne doğru bir nedensel ilişkinin olduğunu bulmuşlardır.

Kim ve In'in (2007), yaptıkları bir başka çalışmada G7 ülkelerinde hisse senedi fiyatları ile tahvil gelirleri arasındaki ilişki araştırılırken de dalgacıklar yöntemi kullanılmış ve farklı frekans boyutlarında ve zaman ölçeklerinde farklı şekilde ilişkiler tespit edilmiştir.

Dalgacıklar yönteminin finansal verilere uygulamasını yapan bir diğer çalışmada ise Gençay, Selçuk ve Whitcher (2002) sistematik risk hesabında farklı zaman ölçeklerini incelemek amacıyla bu yöntemi kullanmışlardır. Sonuçta da farklı zaman ölçekleri ve frekans boyutlarında farklı sistematik riskler hesaplamışlardır. Buna benzer bir diğer çalışma ise 2005 yılında Fernandez tarafından yapılmıştır. Gençay, Selçuk ve Whitcher (2001), yaptıkları bir diğer çalışmada da döviz kuru volatilitésinin hesaplanmasında dalgacıklar yöntemini kullanmışlardır.

Dalgacıkların kullanıldığı bir başka uygulama alanı ise, iktisadi zaman serilerinde konjonktürel döngülerin tespit edilmesinde olmuştur. Örneğin; Yogo, M.(2008), yapmış olduğu çalışmasında reel GSMH'deki konjonktürel döngüleri tespit etmek için dalgacıkları kullanmıştır. Sharif Md. Raihan,S., Wen, Y. ve Zeng, B. (2005), konjonktürel döngülerin tespit edilmesinde en önemli sorunun durağan olmayan iktisadi zaman serilerinde ortaya çıktığını, durağan olmama durumunda klasik yöntemlerin yetersiz kaldığını ve dalgacıkların burada daha etkin sonuçlar verdiğini ortaya koymuşlardır.

Buraya kadar bahsedilen alıřmalar yurtdıřı verileri kullanılarak yapılan dalgacıklar analizi uygulamalarına rnek teřkil etmektedir. Son yıllarda Trkiye finansal ve iktisadi verilerinin de kullanıldıđı alıřmalar yapılmaktadır. Bu alıřmalardan ilki Genay ve arkadaşları tarafından 2002 yılında yapılmıřtır. Bir diđer alıřma 2007 yılında zn ve ifter (2007) tarafından geliřmekte olan lke piyasalarındaki enerji tketime ile GSMH arasındaki nedenselliđi dalgacıklar analizi ile ortaya koymak amacıyla Trkiye rneđi olarak yapılmıřtır. Yapılan bir bařka alıřmada ise Disario ve arkadaşları (2008) İMKB ulusal 100 endeksi verilerini kullanarak volatilitedeki uzun dnem bađımlılık yapısını dalgacıklar analizi ile ortaya koymaya alıřmıřlardır. Son olarak 2009 yılı ierisinde yapılan bir alıřmada Aktan ve arkadaşları (2009), İMKB verilerini kullanarak dalgacıklar analizi ile sistematik risk tahmini yapmaya alıřmıřlardır. Bahsedilen bu alıřmalar yabancı literatrde yer alıyor olmakla beraber dalgacıkların finansal alandaki uygulamaları konusunda Trke literatrde yalnızca zn ve ifter tarafından 2006 yılında yapılan “Bankaların Hisse Senedi Getirilerinde Faiz Oranı Riski: Dalgacıklar Analizi İle Trk Bankacılık Sektr zerine Bir Uygulama” adlı alıřma yer almaktadır.

Yapılan alıřmalardan da grldđ gibi dalgacıklar ynteminin Trkiye finansal ve ekonomik verilerine uygulaması hususundaki literatr olduka eksik olmakla beraber, zellikle de Trke literatrdeki bu eksikliđi gidermek amacıyla bu alıřma yapılmıřtır.

III. BÖLÜM

FİNANSAL ZAMAN SERİLERİNDE UZUN BELLEK

Uzun bellekli süreçler 1950'lerden beri özellikle hidroloji, klimatoloji ve jeofizik gibi fen bilimleri alanlarında kullanılmakta iken, 1980'lerden bu yana ise finansal ve ekonomik zaman serilerinde karşımıza çıkmaktadır. (Baillie, R. T. ,1996:6). Uzun dönem bağımlılık yapısı sergileyen zaman serilerine ilişkin olarak yapılan çalışmalardan ilki, Hurst'ün (1951) Nil nehrinin minimum düzeyinin saptanmasına ilişkin olarak öncülük ettiği çalışmadır. Bu nedendir ki; uzun dönem bağımlılık "Hurst Etkisi" olarak da literatürde yer almaktadır. (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002: 162)

Uzun bellekli süreçler zaman serileri analizlerinde önemli rol oynamaktadırlar. Kabaca ifade etmek gerekirse uzun bellekli bir süreç; otokovaryans fonksiyonu yavaşça azalan stokastik bir süreçtir denilebilir. Bu özellik nedeniyle, uzun bellekli süreçlerin varlığı durumunda geleneksel zaman serileri tekniklerinin uygulanabilirliği güç hatta imkânsız hale gelmektedir. Bu nedenle literatürde uzun bellekli süreçlere ilişkin uygulamalar ve analizler genellikle frekans boyutunda yapılmaktadır (Wu, Haibin, 2006:1).

Ekonomik ve finansal zaman serileri sıklıkla bir takım döngüsel periyodik hareketler sergilerler. Bazen bu periyotlar örneklem dönemi boyunca sürer. Frekans boyutunda bu tarz zaman serilerinin düşük frekanslarda bir güce sahip olduğu söylenir. En yaygın kullanımı ile serinin bu özelliği Granger'ın da söylediği gibi "ekonomik bir değişkenin tipik spektral durumu" olarak ifade edilirken Mandelbrot ve Wallis (1968) bu durumu daha enteresan bir terimle "Joseph Etkisi" olarak tanımlamaktadır.(Lo, W., A., 1991:1279)

Uzun dönem bağımlılık kavramını Mandelbrot sermaye piyasalarında kullanmış ve hisse senedi ve döviz kuru getiri ya da volatilitesinde uzun bellek yapısını incelemiştir. Ballie (1996) ise makro ekonomik zaman serilerinin ortalamaya geri dönen (mean reversion), durağan olmayan ve güçlü hafıza (strong persistence) davranışları sergilediğini ortaya koymuştur. Hassler ve Wolters (1995) çalışmalarında Amerika, İngiltere, Fransa, Almanya ve İtalya enflasyon oranlarının kesirli fark süreci I(d) ile

tanımlandığını göstermişlerdir. Bu da uzun dönem bağımlılık yapısının hem iktisadi hem de finansal zaman serilerinde önemli bir yere sahip olduğuna işaret etmektedir.

1. ÇEŞİTLİ UZUN BELLEK TANIMLARI

Beran (1994)'de uzun bellekli süreçlerin şu özellikleri taşıdığını ifade etmiştir.

➤ Uzun periyotlar boyunca gözlemler yüksek düzeylerde kalır. Öte yandan düşük düzeyli uzun periyotlar da vardır.

➤ Kısa zaman periyotları incelendiğinde yerel trendler ve döngüsel hareketler görülür. Buna karşın serinin bütününe bakıldığında belirgin bir trende veya döngüsel harekete rastlanmaz.

➤ Tüm seri dikkate alındığında seri durağanmış gibi görünür.

Yine Beran (1994)'a göre uzun bellekli süreçlerin;

➤ Örneklem ortalamasının varyansı $n^{-\alpha}$, $0 < \alpha < 1$ ile orantılı olarak sıfıra yaklaşır.

➤ Örneklem otokorelasyonları $k^{-\alpha}$, $0 < \alpha < 1$ ile orantılı olarak sıfıra yaklaşır.

$I(\lambda)$ periyodogramına karşı frekansların logaritmasının grafiği çizildiğinde negatif eğimli düz bir çizgi etrafında rasgele bir salınım görülür (Beran, J.1994: 41–42).

Zaman serilerinde uzun bellekli süreçlerin varlığını ortaya koymak için çok çeşitli ölçüler kullanılmaktadır. Zaman boyutunda uzun bellek hiperbolik olarak azalan otokovaryans fonksiyonları ile karakterize edilmektedir. Frekans boyutunda ise sıfır frekans yakınında sonsuza yaklaşan spektral yoğunluk fonksiyonu uzun belleğin varlığının bir habercisi olmaktadır. Ya da serinin bütünündeki kendine benzerlik (self similarity) örüntüleri (pattern), uzun belleğin göstergesidir. (DiSario,R. Saraoğlu, H. ve diğerleri, 2007:3) Bu üç farklı boyuttaki uzun bellek göstergeleri şu şekilde formüle edilmektedir:

$$1) \text{ Zaman Boyutu; } \gamma_t \approx |\tau|^{2d-1} \quad |\tau| \rightarrow \infty \quad d \in (0,0.5)$$

2) Frekans Boyutu; $f(\omega) \approx c|\omega|^{-2d}$ $\omega \rightarrow 0$ $c > 0$ ve $d \in (0,0.5)$

Her iki formülde de d uzun bellek parametresini ifade etmektedir.

3) Ve son olarak X_t serisinde uzun belleğin varlığı bütün seri X_k^m 'deki kendine benzerliğin (self similarity) varlığı ile ifade edilmektedir. Taqqu ve Teverovsky'nin notasyonu kullanılarak bütünleşik seri (aggregated) durağan seri X_t 'yi blok uzunluğu m olan hareket eden bloklara bölmek ve her blokta gözlemlerin ortalamasını almak suretiyle elde edilmektedir.

$$X_k^m = \frac{1}{m} \sum_{t=(k-1)m+1}^{km} X_t, \quad k = 1, 2, \dots, \frac{N}{m} \text{ ve } t \geq 1 \quad (3.1)$$

N : m 'nin örneklem hacmini aşmayan en büyük çarpanı, k : blok sayacı (counter) ve N/m : blok sayısını ifade etmektedir (Taqqu, Teverovsky ve Willinger, 1995: 788).

Bir başka tanıma göre uzun bellek zaman boyutunda uzun gecikmeli otokorelasyonlardaki azalma sıklığı olarak ifade edilirken frekans boyutunda ise; düşük frekanslı spektradaki (low frequency spectra) patlama oranı (rates of explosion) olarak tanımlanmaktadır. Kovaryans durağan bir süreç için uzun belleğin; uzun gecikmeli otokorelasyon tanımı;

$$\gamma_x(\tau) = c\tau^{2d-1} \quad \tau \rightarrow \infty \text{ ve düşük frekanslı spektral tanımı;}$$

$$f_x(\omega) = g\omega^{-2d} \quad \omega \rightarrow 0^+ \text{ şeklindedir (Diebold, F.X., Inoue, A. 2001, s.133).}$$

Bir başka formülasyonda ise; $\gamma(h) = \langle y_t, y_{t+h} \rangle$ durağan bir sürecin ($\{y_t : t \in Z\}$) h gecikmeli otokovaryans fonksiyonu olarak ele alınır ve uzun bellek,

$$\sum_{h=-\infty}^{\infty} |\gamma(h)| = \infty \text{ olarak tanımlanır. Bununla birlikte alternatif tanımlamalara da yer}$$

verilmektedir. Uzun bellek hiperbolik olarak azalan otokovaryans fonksiyonları ile temsil edildiğinde formülasyon, $\gamma(h) \approx h^{2d-1} \ell_1(h)$ $h \rightarrow \infty$ olmaktadır ki burada d uzun bellek parametresi, $\ell_1(\cdot)$ ise yavaş değişen fonksiyon olarak tanımlanır.

Uzun belleğin spektral boyuttaki gösterimi ise; $f(\lambda) \approx |\lambda|^{-2d} \ell_2(1/|\lambda|)$ şeklindedir. Burada λ sıfırın komşuluğundadır ve $\ell_2(\cdot)$ ise yavaş değişen fonksiyondur (Palma, W., 2007: 40).

Uzun dönem bağımlı (LRD) zaman serilerini, Beran (1994)' de aşağıdaki iki tanımla vermiştir:

Tanım.1 X_t durağan süreci için;

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \left(\frac{\rho_k}{c_\rho k^{-\alpha}} \right) = 1 \text{ (Burada } \alpha \in (0,1) \text{ gerçel sayı ve } c_\rho > 0 \text{ sabittir.) sağlanıyorsa } X_t$$

durağan sürecine uzun dönem bağımlı (LRD) süreç adı verilir.

Tanım.2 X_t durağan süreci için; $\beta \in (0,1)$ gerçel sayı ve $c_\rho > 0$ sabiti olmak üzere $\lim_{\lambda \rightarrow \infty} f(\lambda) / [c_\rho / |\lambda|^{-\beta}] = 1$ sağlanıyorsa, X_t sürecine uzun dönem bağımlı (LRD) süreç adı verilir.

2 FİNANSAL ZAMAN SERİLERİNDE UZUN BELLEKLİ SÜREÇLER

Uzun yıllar boyunca hem akademik hem de iş dünyasında hisse senedi fiyatlarına ilişkin geçmiş bilgilerin geleceğe ilişkin öngörüler yapmada nasıl kullanılabileceği ya da kullanılıp kullanılamayacağı sorusu önemli bir yer tutmuştur. Bu sorunun cevabı, bir yandan çeşitli “teknik” ve “temel” analiz” teorileri, diğer yandan da “rassal yürüyüş” teorisi ile açıklanmaya çalışılmıştır. Bu bağlamda finansal verilerin analizinde Temel Analiz Yaklaşımı, Teknik Analiz Yaklaşımı ve Rassal Yürüyüş Yaklaşımı olmak üzere üç farklı yaklaşım söz konusudur.

Temel analiz yaklaşımında şirketlerin finansal tabloları analiz edilirken, teknik analiz ise; geçmiş fiyat hareketlerinin gelecekte de aynı olacağı ve dolayısıyla da geçmişin geleceği öngörmeye kullanılabileceği varsayımı ile hareket etmektedir. Bu varsayım sayesinde beklenen kazanç da artacaktır. “Dow Teorisi” literatürde bu varsayımın en temel örneği olarak yer almaktadır. Oysa “rassal yürüyüş” teorisine göre ise, teknik analizin tam tersi geleceğe ilişkin fiyatlar geçmişten yararlanılarak

öngörülememektedir. Bu durum istatistiksel olarak “ fiyat değişimleri bağımsız özdeş dağılımlı rassal değişkenlerdir” şeklinde ifade edilmektedir (Fama, 1965a, s. 34). Rassal yürüyüş teorisi teknik analiz teorisi ile karşılaştırıldığında iki teorisinin birbirine tamamen zıt olduğu ve yapılan ampirik çalışmaların da rassal yürüyüş teorisini doğrular nitelikte olduğu ortaya çıkmaktadır (Fama, 1965b: 57).

Rassal yürüyüş kavramının literatüre girmesinde en önemli katkı Maurice Kendall tarafından sağlanmıştır. Kendall 1953’te hisse senedi fiyatlarının düzenli dalgalanmalarını araştırırken, araştırmasının sonucunda fiyatların “rassal olarak değişme” eğilimi gösterdiğini bulmuştur (Ergün, B. 2009:4).

Fama (1965 b)’ya göre, “rassal yürüyüş teorisi genelde büyük menkul kıymet borsalarının “etkin” bir piyasanın iyi bir örneği olduğu öncülü ile başlamaktadır.” Etkin bir piyasada menkul kıymetin zamanın herhangi bir noktasındaki fiyatı onun gerçek değerinin iyi bir tahmini olacaktır. Fakat gerçek ve belirsiz dünyada menkul kıymete ilişkin gerçek değerler hiçbir zaman kesin olarak bilinemez. Piyasaya giren yeni bir bilgi gerçek değer değişmesine neden olacaktır. Etkin bir piyasada, ortalama olarak, rekabet asıl değere ilişkin yeni bilginin gerçek fiyatlara anında yansımını sağlamaktadır. Etkin bir piyasanın “anında ayarlanma” özelliği herhangi bir menkul kıymete ilişkin fiyat değişimlerinin bağımsız olacağı anlamına gelmektedir. Bu da “rassal yürüyüş teorisi” ile açıklanmaktadır. Diğer bir ifade ile rassal yürüyüş teorisine göre hisse senedi fiyat değişimlerine ilişkin bir seride “bellek” yoktur, geçmiş fiyat bilgileri geleceği öngörmek için kullanılamazlar (Fama, 1965 b.56). Etkin bir piyasada hisse senedi fiyatı “Rassal yürüyüş” davranışı gösterir. Eğer getiriler uzun belleğe sahipse mesafeli gözlemler (distant observations) pozitif otokorelasyonlu olurlar. Bu durumda geçmiş getiriler geleceği öngörmek için kullanılabilir bu da etkin piyasa hipotezinin geçerliliği sorusunu beraberinde getirir. Şöyle ki, finansal varlık getirilerinde uzun dönem bağımlılık yapısının bulunması durumunda “zayıf formda etkin piyasa hipotezi” geçersiz hale gelmektedir. Bu nedenle piyasaların etkin olup olmadığı sorusu getirilerin uzun bellekli olup olmadığı ile de doğrudan ilişkilidir (Volos, C.C. ve Siokis, F. M. , 2006. 1331-1332).

Uzun dönem bağımlılık yapısını ekonometrik olarak analiz etmeye çalışan ilk araştırmacılar Granger ve Joyeux (1980) ile Hosking (1981) olmuştur. Granger ve Joyeux (1980) ve Hosking (1981) bu amaçla, kesirli bütünleşik ARMA ya da ARFIMA modellerini geliştirerek uzun dönem bağımlılık yapısını teşhis etmeye çalışmışlardır. Daha sonra Geweke ve Porter-Hudak (1983) uzun dönem bağımlılık yapısının düzeyini tespit etmek için fark parametresi d 'yi hesaplama yoluna gitmiştir. Beran(1992), Ballie (1996) ve Robinson (1994) da uzun dönem bağımlılık yapısı ve uygulamalarının yapıldığı benzer modelleri çalışmalarında incelemişlerdir. Ding, Granger ve Engle (1993) uzun dönem bellek yapısını finansal risk analizi ve yönetiminde önemli yer tutan ikinci momentleri kullanarak analiz etmeye çalışmışlardır. Ballie, Bollerslev ve Mikkelsen (1996), uzun dönem bağımlılığı yakalamak için kesirli bütünleşik genelleştirilmiş otoregresif koşullu heteroskedastisite (FIGARCH) sürecini geliştirmişler ve bunu günlük Mark-Dolar paritesine uygulamışlardır.

Finansal varlık getirilerinde uzun bellekli süreçlerin varlığı modern finansal ekonomide kullanılan uygulamaların çoğu için önemli bir anlam ifade eder. Örneğin optimal tüketim/tasarruf ve portföy oluşturma kararlarında eğer varlık getirileri uzun dönem bağımlılık özelliği gösteriyorsa yatırım dönemi oldukça önemli hale gelir. Benzer şekilde Sermaye Varlıkları Fiyatlandırma (CAPM) ve Arbitraj Fiyatlandırma teorilerine ilişkin olarak yapılan geleneksel istatistiksel testler uzun bellekli süreçlerin varlığı halinde geçerliliklerini kaybederler (Lo, A. 1991:1280). Hisse senedi getirilerinde uzun bellekli süreçlerin varlığı finasta hem teorik hem de ampirik çalışmalara konu olmuştur. Hisse senedi getirilerindeki uzun bellek piyasa etkinliği ve öngörülebilirliği açısından önemli bir yere sahiptir. Etkin piyasa hipotezi yeni gelen bilginin menkul kıymetin fiyatına hızla yansımaları gerektirir, bu da menkul kıymet getirilerinin öngörülemezliği anlamına gelir. Etkin piyasa hipotezinin zayıf etkinlik formuna göre finansal zaman serilerindeki değişimler bağımsız özdeş dağılımlı rassal değişkenlerden oluşan beyaz gürültü sürecidirler. Eğer varlık getirileri uzun dönem bağımlılık gösteriyorsa zayıf formda etkinlikten şüphe edilmelidir. (Zhang, W., Zhang, X., Xiong, X., Li, C-Y., 2005:3496). Los (2000), Asya ülkelerinin hisse senedi piyasalarının etkinliğini ve dolayısıyla da uzun belleğin olup olmadığını parametrik olmayan yöntemler kullanarak test etmiş ve etkin piyasa hipotezini reddetmiştir.

Sadique ve Silvapulle (2001), yapmış oldukları çalışmada uzun bellek sürecini test etmek için klasik ve modifiye edilmiş R/S testini, yarı parametrik bir yöntem olan GPH testini ve Robinson'un geliştirdiği frekans boyutlu skor testini kullanmışlardır.

Finansal verilerde uzun dönem bağımlılık yapısı "etkin piyasa hipotezi" ile doğrudan ilişkili olduğundan bu kısımda "etkin piyasa hipotezi"ne de yer verilmesi uygun görülmüştür.

2.1. Etkin Piyasa Hipotezi

Finansal piyasalarda "Etkinlik" üç şekilde ortaya çıkmaktadır. Bunlar; dağıtımsal etkinlik, işlemsel etkinlik ve bilgisel etkinliktir. Burada üzerinde durulacak olan etkinlik türü "Bilgisel" etkinliktir ki bundan sonra "etkinlik" ten bahsedildiğinde bilgisel etkinlik anlaşılmalıdır (Balaban, 1995:3). Dağıtımsal etkinlik (allocational efficiency), kıt kaynakların sermaye piyasaları aracılığıyla en iyi şekilde dağıtılmasını, Fonksiyonel etkinlik (functional efficiency), piyasada yapılan işlemlerin mümkün olan en düşük maliyet ile gerçekleştirilmesini ve bilgisel etkinlik (informational efficiency) ise menkul kıymet fiyatlarının tüm mevcut bilgileri tam anlamıyla yansıtmasını ifade etmektedir (Fama, 1970:383). Piyasadaki tüm bilginin fiyatlara tam olarak yansımaları "etkinlik" olarak açıklanmaktadır. Şöyle ki; piyasaya ilişkin bir bilgi borsadaki tüm yatırımcılara eş zamanlı olarak ulaşıyorsa ve tüm firmalar hakkındaki bilgiler piyasadaki aktörler tarafından temin edilebiliyorsa söz konusu piyasa *etkindir*.

Etkin piyasa hipotezi ilk defa yirminci yüzyılın başlarında Bachelier (1900) tarafından yapılan "Theory of Speculation" isimli doktora tezinde ortaya atılmıştır. Bachelier tezinde ilk defa hisse senedi fiyatlarında rassal yürüyüş davranışını da formüle etmiştir (Dimson, E., and Mussavian, M., 1998:91). Bachelier'in tezinden sonra Fama (1970,1991) etkin piyasa hipotezi üzerinde durmuş ve sermaye piyasalarının etkinliğine ilişkin olarak birtakım yeter şartlar tanımlamıştır. Bir piyasanın etkin olabilmesi için bu şartların her birine tamamıyla uyması gerekmez. Bu nedenle de bu şartlara gerekli şartlar değil, yeterli şartlar denmiştir. Bu şartlar;

- i) Menkul kıymet alışverişlerinde işlem maliyeti yoktur.

ii) Piyasadaki elde edilebilir tüm bilgiler piyasa iştirakçileri tarafından sıfır maliyetle elde edilebilir.

iii) Yatırımcıların, bilginin her menkul kıymetin gelecekteki fiyat dağılımına etkileri konusundaki görüşleri aynıdır. (Fama, 1970: 387).

Böyle bir piyasada kullanılabilir (geçerli) tüm bilgi, cari fiyatlara tam olarak yansımaktadır. Yine Fama (1970) çalışmasında üç ayrı formda etkinlikten söz etmiştir. Bunlar zayıf formda etkinlik, yarı güçlü formda etkinlik ve güçlü formda etkinliktir. Zayıf formda etkinliğe göre finansal varlık fiyatları yalnızca piyasaya ilişkin geçmiş bilgilerden etkilenmektedir. Bu forma göre sözü edilen bilgi seti gelecekteki fiyat değişimlerinin öngörülmesine olanak sağlayamayan geçmişe ilişkin fiyatlardır. Dolayısıyla geçmiş fiyat bilgilerine dayalı analizler anormal kârlar elde etmeyi sağlayamaz. Yarı güçlü formda ise bilgi seti kamuya ilişkin (publicly information) tüm bilgileri kapsayacak şekilde genişlemektedir. Bu etkinlik düzeyinde kamuya açıklanan bilgi firma içerisinde daha kamuya sunulmadan elde edilebilirse bu bilginin kullanılması piyasa getirisinin de üzerinde bir getiri sağlayabilir. Güçlü formda etkinlik hipotezine göre sadece kamuya açık bilgiler değil aynı zamanda firma içi bilgilerde fiyatlara yansımaktadır. Güçlü formda etkinlik yarı güçlü ve zayıf formda etkinliği de kapsar. Yarı güçlü formda etkinlik ise aynı zamanda zayıf etkinliği içine almaktadır. Yani eğer zayıf formda etkin piyasa hipotezi reddedilmiş ise yarı güçlü ve güçlü formda etkin piyasa hipotezi de reddedilmiş demektir. Ama bunun tam tersi geçerli değildir (Fama, 1970, 388).

2.2. Zayıf Formda Etkinlik

Zayıf formda etkinlik hipotezine göre finansal varlık fiyatları yalnızca piyasaya ilişkin geçmiş bilgilerden etkilenmektedir. Bu hipotez hiçbir işlem maliyeti olmadan geçmiş fiyat hareketlerinin olağanüstü kazançlar elde etmek için kullanılmayacağını ileri sürmektedir ve hisse senedi fiyatları rassal yürüyüş davranışı sergilemektedir. Bu anlamda geçmiş fiyatlar kullanılarak gelecek hakkında fikir sahibi olunamamaktadır (Balaban, E., 1995: 4).

Gelişmekte olan ülkeler ya da az gelişmiş ülkelerde genellikle bu üç formdan sadece zayıf formda etkinlik üzerinde durulmaktadır. Bu piyasalarda yarı güçlü ya da güçlü formda etkinlik pek mümkün olmamaktadır. Dünya bankası kişi başına GSMH'si 7620 doların altında olan ülkeleri geliştirmekte olan ülkeler olarak tanımlamaktadır. Uluslararası Finans Birliğine (IFC) göre geliştirmekte olan ülkelerin sermaye piyasaları da geliştirmekte olan piyasalar (emerging markets) olarak adlandırılmaktadır. Yapılan bu tanımlar çerçevesinde İstanbul Menkul Kıymetler Borsası (İMKB) geliştirmekte olan piyasalar kapsamına girmektedir (Balaban, E., 1995: 4).

Zayıf formda etkin piyasa hipotezi testleri geçmiş hisse senedi fiyat ya da getiri serilerinin geleceğe ilişkin fiyat ya da getirileri öngörmekte kullanılıp kullanılmayacağını test etmektedirler. Bu konudaki temel ampirik araştırmalar fiyat değişimleri arasındaki istatistiksel bağımlılığı ölçmektedir. Eğer bağımlılık bulunmazsa bu sonuç Zayıf formda etkin piyasa hipotezini kabul etmek için bir kanıt oluşturmaktadır. Diğer yandan bağımlılık bulunursa örneğin fiyat artışlarını yine fiyat artışları izliyorsa ya da tam tersi söz konusu ise bu durum zayıf formda etkin piyasa hipotezinin ihlal edildiği anlamına gelmektedir (Fama, 1991:1578).

3. UZUN DÖNEM BAĞIMLILIĞIN TESPİT EDİLMESİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER

Finansal zaman serilerinde uzun dönem bağımlılık yapısının test edilmesi için kullanılan metotlar yarı-parametrik ve parametrik metotlar olmak üzere iki grupta incelenebilir. Yarı parametrik metotlar otokovaryans fonksiyonlarının modellenmesini gerektirmezler. Bu modeller yalnızca d parametresi ile ilgilendirler. Örneğin eğer ARFIMA(p,d,q) gibi modeller kurulursa bu durumda parametrik metotlara başvurulmuş demektir. Parametrik metotların en temel dezavantajı; çok sayıda parametrenin tahmini yapılması ve bu durumun da hem uzun işlemler gerektirmesi hem de spesifikasyon hatalarını beraberinde getirmesidir. Öte yandan, yarı parametrik modellere göre d uzun bellek konusunda ilgilenilmesi gereken en önemli parametredir ve spesifikasyon hatalarına karşı daha dirençlidir (Zhang, W., Zhang, X.,Xiong, X., Li, C-Y., 2005:3496).

Uzun dönem bağımlılık yapısının tespit edilmesinde kullanılan metotlar bir başka çalışmada, grafiksel metotlar, parametrik metotlar ve parametrik olmayan metotlar şeklinde sınıflandırılmıştır (Wang, W. Ve arkadaşları, 2006, s. 1606). Grafiksel metotlar, uzun dönem bağımlılığı sezgisel olarak test eden metotlardır ancak bu metotlar kesin olmamakla birlikte kısa aralıklı (short range) otokorelasyonlara karşı da oldukça duyarlıdır. Parametrik metotlarla yapılan maksimum olabilirlik tahminleri ise grafiksel metotlara kıyasla daha kesin sonuç vermekte fakat tahmin edilmesi gereken uygun modelin bilinmesini gerektirmektedir. Oysa genelde böyle bir bilgiye sahip olmak söz konusu olamamaktadır. Son olarak yarı-parametrik yöntemler ise diğer iki yöntemle göre daha sağlıklı sonuçlar vermektedirler (Wang, W. et al, 2006:1606).

ARFIMA(p,d,q) tipi modeller zaman serilerinde uzun dönem bağımlılığın tespit edilmesinde sıkça kullanılırlar. Ancak zaman boyutunda kullanılan bu yöntemle alternatif olarak spektral yoğunluğu yarı parametrik olarak frekans boyutunda ele alan modeller de kullanılmaktadır. Bu modeller arasında GPH (Geweke and Porter-Hudak) (1983) tahmincisi, Fox and Taqqu (1986)'nun Whittle tahmincisi ve Robinson(1995) tarafından geliştirilen çeşitli yarı parametrik modeller bulunmaktadır (Hsu, N.-J. 2006:1255). Bu parametrik ve yarı-parametrik yöntemlere alternatif olarak Dalgacıklar yöntemi de uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmin edilmesinde kullanılmaktadır.

Uzun dönem bağımlılık yapısı yalnız d parametresinin tahmin edilmesi şeklinde tespit edilmez. Bunun yanı sıra farklı yöntemler ve bakış açılarıyla da uzun dönem bağımlılık yapısı araştırılabilir. Ancak bu çalışmada bizim amacımız uzun dönem bağımlılık parametresi olarak bilinen d parametresinin tahmini yoluyla bu yapıyı araştırmak olduğundan burada diğer yöntemlere kısa açıklamalar şeklinde yer verilecek. ve yine literatürde dalgacıkları yöntemi ile kıyaslama açısından sıkça kullanıldığı için GPH tahmin yöntemi üzerinde durulacaktır.

i) R/S ve Modifiye Edilmiş R/S İstatistiği: Hurst (1951) tarafından geliştirilen R/S istatistiği zaman serisinin ortalamadan sapmalarının kısmi toplamalarının değişim aralığının standart sapma ile yeniden ölçeklendirilmiş biçimidir. y_1, y_2, \dots, y_n şeklindeki bir seride (n=örneklem uzunluğu) klasik R/S şu şekilde tanımlanır:

$$R_n = \max_{1 \leq l \leq n} \sum_{j=1}^l (y_j - \bar{y}) - \min_{1 \leq l \leq n} \sum_{j=1}^l (y_j - \bar{y})$$

$$S_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2$$
(3.2)

Hurst $R_n / S_n = kn^H$ olduğunu ortaya koymuştur. Burada k sabit ve H de Hurst üstelini temsil etmektedir. Hurst üsteli aşağıdaki regresyon denkleminin olağan en küçük kareler yöntemi ile tahmininden elde edilmektedir.

$$\ln(R_n / S_n) = \ln(k) + H \ln(n)$$
(3.3)

Lo(1991), R/S istatistiğinin kısa dönem bağımlılıkla uzun dönem bağımlılığı ayırt etmede kullanılamayacağını öne sürmüş ve daha dirençli tahminlere ulaşmak için R/S istatistiğinin modifiye edilmesini önermiştir. Böylece R/S istatistiği hem uzun dönem hem de kısa dönem bağımlılık yapısını da dikkate alacak şekilde modifiye edilmiştir.

ii) Varyans Oranı Testi: Varyans oranı testi bize serideki rassal yürüyüşün büyüklüğünü ölçmekte ya da diğer bir deyişle stokastik trendin serinin uzun dönemli dinamiklerine olan katkısını göstermektedir. Tabii pratikte sonsuz gözlemimiz olmadığı için varyans oranı değişik k'lar için hesaplanarak istatistiğin değişik k'lar için zaman içerisinde gösterdiği yol incelenmelidir. Cochrane'e göre k=30'a kadar izlemek bir ayırım yapmak için yeterli olacaktır. Yine pratikte test istatistiğinin bulunabilmesi için k farkın varyansını tahmin edebilmek için bir uzun dönem varyans tahmincisi kullanılmaktadır. Böylece istatistik pratikte şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$\text{Varyans oranı: } \frac{\hat{\sigma}_k^2}{\sigma_1}$$

$$\hat{\sigma}_k^2 = \sum_{j=k}^T \left[y_j - y_{j-k} - \frac{k}{T} (y_T - y_0) \right]^2$$
(3.4)

3.1. Kesirli Bütünleşik Modeller ve ARFIMA(p,d,q)

1980'li yılların başında uzun bellekli süreçleri analiz etmek için bir takım modeller geliştirilmiştir. Granger ve Joyeux (1980), Hosking (1981) ve Box ve Jenkins

(1976)'in geliřtirdiđi standart ARIMA(p,d,q) modellerini geliřtirerek kesirli ARIMA modellerini literatüre katmıřlardır. Otoresif Kesirli Bütünleřik Hareketli Ortalama (ARFIMA) olarak bilinen bu modeller düşük frekanslı dinamiklerin modellenmesinde esnekliđi arttırmaktadır.

y_t d'ninci dereceden geriye dođru (backward difference) farkı stokastik bir sreç olan bir zaman serisi olsun;

$$(1 - B)^d y_t = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{d}{k} (-1)^k y_{t-k} = \varepsilon_t \quad (3.5)$$

Burada sreç durađan bir sreç olup d gerçek bir sayıyı temsil etmektedir.

$$\binom{a}{b} = \frac{a!}{b!(a-b)!} = \frac{\Gamma(a+1)}{\Gamma(b+1)\Gamma(a-b+1)} \quad (3.6)$$

rneđin d=1 olduđunda birinci dereceden fark ; $(1 - B)y_t = y_t - y_{t-1}$ olur. Eđer ε_t , σ_ε^2 varyanslı bir beyaz grlt sreci ise; y_t kesirli ARIMA srecinin en basit hali kesirli ARIMA(0,d,q) olur.

řimdi y_t sıfır ortalamalı kesirli fark sreci (FDP(d)) olsun.¹⁷ Bu sreç durađan ve tersi alınabilir bir sreçtir. y_t 'nin otokovaryans dizisi ařađıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$\gamma_\tau = E(y_t, y_{t-\tau}) = \frac{\sigma_\varepsilon^2 (-1)^\tau \Gamma(1-2d)}{\Gamma(1+\tau-d)\Gamma(1-\tau-d)} \quad (3.7)$$

ve

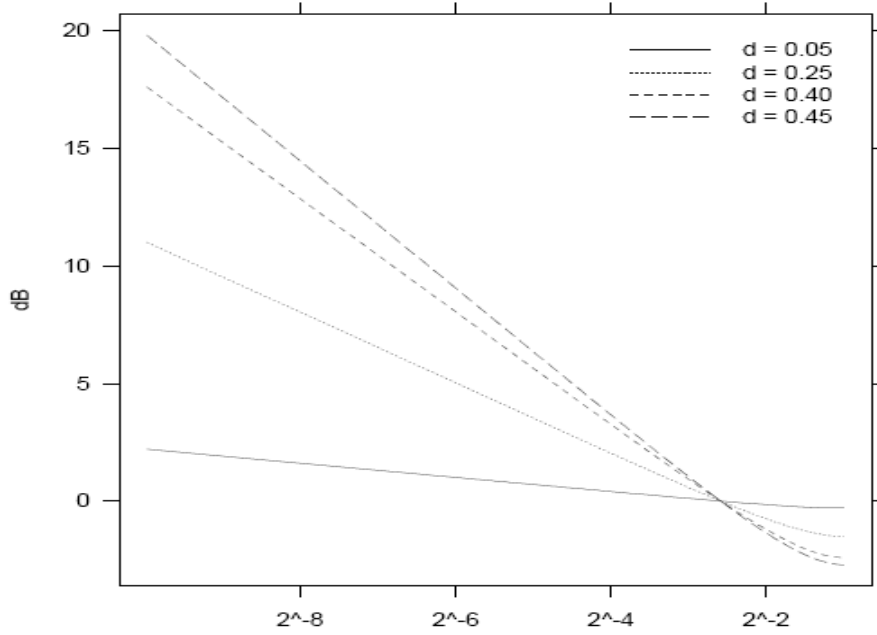
$$Var(y_t) = \lambda_0 = \frac{\sigma_\varepsilon^2 \Gamma(1-2d)}{[\Gamma(1-d)]^2} \quad (3.8)$$

y_t 'nin spektral yođunluk fonksiyonu (SYF);

$$S_y(f) = \frac{\sigma_\varepsilon^2}{|2 \sin(\pi f)|^{2d}} \quad -\frac{1}{2} < f < \frac{1}{2} \quad (3.9)$$

¹⁷ Burada $(-1/2 < d < +1/2)$ 'dir.

Öyle ki $S_y(f) \propto f^{-2d}$ yaklaşık olarak $f \rightarrow 0$ olur ve böylece SYF logaritmik ölçekte yaklaşık olarak doğrusaldır. Bu özellik çeşitli kesirli fark süreçleri için aşağıdaki şekil 3.1’de gösterilmektedir.



Şekil 3.1. Farklı Uzun Dönem Bağımlılık Parametresi (d) Değerleri için Kesirli Fark Sürecinin Spektral yoğunluk Fonksiyonu (Kaynak: Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002)

Logaritmik ölçekte çizilen spektral kesirli fark parametresi d ‘ye göre değişen doğrusal bir eğime sahiptir. $0 < d < 1/2$ olduğunda SYF’nin sıfır frekansta asimptotu var anlamına gelmekte ve bu durum yavaş yavaş azalan otokovaryans fonksiyoları ve dolayısıyla uzun bellekli süreçleri ifade etmektedir (Gençay R. Selçuk F. ve Whitcher B. , 2002: 163-164).

Otoregresif kesirli bütünleşik hareketli ortalamalar modelleri (ARFIMA) uzun dönem bağımlı zaman serilerini modelleyebilmektedir. Bu modeller ilk kez Granger ve Joyeux (1980) tarafından ortaya atılmıştır. ARFIMA modelleri, otoregresif hareketli ortalamalar (ARMA) modelinin daha genel bir halidir. Buna göre ARFIMA(p,d,q) modeli;

$$\phi(L)(1-L)^d(y_t - \mu) = \theta(L)\varepsilon_t \quad (3.10)$$

şeklinde yazılmaktadır. Bu modelde d kesirli fark parametresini temsil etmektedir. Ayrıca $\phi(L)$ ve $\theta(L)$ 'nin tüm kökleri birim daire dışında yer almaktadır. ε_t beyaz gürültü olarak tanımlanmaktadır.

Eğer d sifıra eşit ise Y_t serisi ARMA (p, q) süreci izleyecek ve otokorelasyon katsayısı geometrik olarak azalacaktır. Bununla birlikte, eğer $d > 0$ ise kesirli fark parametresi tarafından oluşturulan otokorelasyon katsayısı hiperbolik orandan daha yavaş azalacaktır. Eğer d (0- 0,5) arasında ise, Y_t serisi hala durağan fakat otokorelasyonlar toplanamayacak şekilde çok yavaş azalacaktır. Eğer d (0,5- 1) arasında ise, Y_t serisi durağan değil fakat ortalamaya dönme eğilimindedir. Çünkü sistemi etkileyen herhangi bir şok uzun dönemde er geç ortadan kaybolacaktır. Son olarak eğer $d \geq 1$ ise Y_t serisi durağan olmayacak ve ortalamasına dönmeyecektir. Dolayısıyla şokun etkisi sonsuza dek sürecektir. Bundan dolayı, kesirli fark parametresi serilerdeki kalıcılığın derecesinin bir göstergesi olarak alınabilir. Sıfırdan bire artacak şekilde d 'nin yüksek olması şokların tamamen ortadan kaybolmasının uzun zaman alacağını göstermektedir. Diğer taraftan eğer d bire eşit veya büyükse şoklar kalıcı etki gösterecektir. d parametresinin bulunabileceği aralıklar ve karşılık gelen hafıza özellikleri Tablo 1'deki gibi özetlemiştir.

Tablo 3.1.:d Parametresinin Değerlerine Göre Bir Serinin Hafıza Özellikleri

Aralık	Hafıza Özelliği
$-0.5 < d < 0$	Seri kısa hafızaya sahiptir ve kalıcı etki gözlenmemektedir.
$d = 0$	Seri kısa hafızaya sahiptir ve durağandır
$0 < d < 0.5$	Seri uzun hafızaya sahiptir ve durağandır
$0.5 \leq d < 1$	Seri kovaryans durağan değildir ancak ortalamasına geri döner; sonlu etki tepki ağırlıklarına sahiptir.
$d \geq 1$	Seri durağan değildir ve ortalamasına geri dönmemektedir.

(Kaynak: Turgutlu, 2004; 58)

ARFIMA (p,d,q) şeklindeki modelde otoregresif süreç ve hareketli ortalama süreçlerine ek olarak d ile ifade edilen fark parametresi de yer almaktadır. Modele ilişkin süreç üç aşamada işlemektedir. İlk aşama modelin tanımlanması, ikinci aşama modelin tahmini ve üçüncü aşama ise modelin test edilmesidir (Robinson, 1995). İlk önce modelin p ve q değerleri tahmin edildikten sonra i tam sayı değeri elde edilir. Daha sonra ise Maksimum Olabilirlik yöntemi kullanılarak tahmin gerçekleştirilir. Bilinen doğrusal ARMA modellerinden farklı olarak d değeri kesirli olarak elde edilir (Baillie, 1996).

ARFIMA(p,d,q) süreci modellenirken p ve q için uygun gecikme uzunluklarına karar verirken her ne kadar bir takım bilgi kriterlerinden (AIC, SIC v.b.) faydalanılsa da bu sırada spesifikasyon hatası yapma olasılığı oldukça yüksektir. Bu nedenledir ki bu tür parametrik yöntemlerle uzun dönem bağımlılık parametresinin (d) tahmini pek sağlıklı olmayabilir. Dolayısıyla yarı-parametrik yöntemlerin kullanılmasında fayda vardır (Robinson, 2003:12).

3.2. Geweke Ve Porter-Hudak (GPH) Yarı-Parametrik Tahmin Yöntemi

Uzun dönem bağımlılığın test edilmesinde parametrik yöntemlere alternatif olarak geliştirilmiş olan bu yönteme göre d parametresi log-periyodogram regresyonuna ve dolayısıyla da fourier dönüşümüne dayanarak tahmin edilmektedir. Bu yönteme göre kesirli bütünleşme parametresi d 'nin tahmini model formu şöyle yazılır.

$(1 - L)^d Y_t = u_t$, Burada u_t spektral yoğunluk fonksiyonu $f_u(\lambda)$ olan durağan doğrusal bir süreçtir. Y_t 'nin spektral yoğunluk fonksiyonu;

$$f(\lambda) = (\sigma^2 / 2\pi) \{4 \sin^2(\lambda)\}^{-d} f_u(\lambda) \quad (3.11)$$

Ve her iki tarafın logaritması alınırsa;

$$\ln\{f(\lambda)\} = \ln\{\sigma^2 f_u(0) / 2\pi\} - d \ln\{4 \sin^2(\lambda / 2)\} + \ln\{f_u(\lambda) / f_u(0)\} \quad (3.12)$$

elde edilir.

Eşitliğin her iki tarafına $\ln I(\lambda_{j,T}) / f(\lambda_{j,T})$ ekleyip kesirli fark parametresi olan d 'nin elde edilmesi için aşağıdaki eşitliği önermiştir.

$$\begin{aligned} \ln\{I(\lambda_{j,T})\} &= \ln\{\sigma^2 f_u(0)/2\pi\} - d \ln\{4 \sin^2(\lambda_{j,T}/2)\} \\ &+ \ln\{f_u(\lambda_{j,T})/f_u(0)\} + \ln\{I(\lambda_{j,T})/f(\lambda_{j,T})\} \end{aligned} \quad (3.13)$$

Burada; $\lambda_{j,T} = 2\pi j/T$ ($j=0, \dots, T-1$) harmonik ordinatları ve $I(\lambda_{j,T})$ ise bu ordinatların periyodogramını ifade etmektedir. GPH yukarıdaki eşitlikte harmonik frekans sıfıra çok yakın olduğunda $f_u(\lambda)/f_u(0)$ 'ın gözardı edilebileceğini öne sürmüştür (Barışık ve Çevik, 2008: 13).

Yukarıdaki eşitlik 3.13 OEKK yöntemi ile tahmin edildiğinde d parametresi elde edilmektedir. Burada; $\ln\{I(\lambda_{j,T}/2)\}$ bağımlı değişken, $\ln\{4 \sin^2(\lambda_{j,T})\}$ açıklayıcı değişken, $\ln\{I(\lambda_{j,T})/f(\lambda_{j,T})\}$ bozukluk terimi, $-d$ eğim katsayısı ve kesme terimi $\ln\{\sigma^2 f_u(0)/2\pi\}$ artı $\ln\{I(\lambda_{j,T})/f(\lambda_{j,T})\}$ 'in ortalamasıdır. Eğer $\lim_{T \rightarrow \infty} g(T)^2/g(T) = 0$ ise \hat{d}_{GPH} 'in asimptotik dağılımı aşağıdaki gibi gösterilir (Geweke ve Hudak, 1983, s. 104):

$\hat{d}_{GPH} \rightarrow N\left(d, \pi^2/6 \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})\right)$ ve $x_i = \ln\{4 \sin^2(\lambda_{j,T}/2)\}$ 'dir. GPH testinde eğer $\hat{d} < 0$ ise \hat{d}_{GPH} istatistiksel olarak kabul edilebilirliği ve asimptotik normalliği sağlıyor demektir (Geweke ve Hudak, 1983: 104).

3.5. Uzun Dönem Bağımlılık Yapısının Dalgacıklar Yöntemi İle Tespit Edilmesi

Dalgacıklar yönteminin zaman serilerinin ölçek bazlı analizlerinde oldukça iyi bir araç olduğu bilinmektedir. Bu yöntem aynı zamanda uzun dönem bağımlılık yapısının analizinde de etkilidir. Uzun dönem bağımlılık yapısı ile ilgili çalışmalara bakıldığında dalgacıklar yönteminin uzun dönem bağımlılık yapısının simüle edilmesinde ve kesirli fark sürecine bağlı olarak uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmin edilmesinde kullanıldığı görülmektedir¹⁸. Uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmin edilmesinde dalgacıkların kullanılmasının bir avantajı diğer yöntemlere göre daha dirençli olmasıdır (Hsu, Nan-Jung, 2006:1256).

¹⁸ Bkz. McCoy ve Walden(1996), Jensen (1999a)

Uzun dönem bağımlılık parametresinin dalgacıklar yöntemi kullanılarak tahmin edilmesinde çeşitli teknikler kullanılmaktadır. Örneğin McCoy ve Walden (1996), bu parametreyi dalgacıklar yöntemini maksimum olabilirlik tahmin yönteminde kullanarak tahmin etmeye çalışmıştır. Bunun ardından Jensen (1999) ise, kesirli fark parametresi d 'nin olağan en küçük kareler tahmincisini dalgacıklar yöntemini kullanarak elde etmeye çalışmıştır. Jensen'in bulguları ve yapmış olduğu simülasyonlara göre OEKK yöntemi Maksimum olabilirlik yöntemine göre daha tutarlı sonuçlar ortaya koymuştur. Bu çalışmada da uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmin edilmesinde Jensen'in yönteminden faydalanılmıştır.

Jensen, uzun bellekli bir sürecin logaritmik olarak azalan otokovaryans fonksiyonunu kullanarak, dalgacık katsayılarının varyansı ile uzun bellekli bir süreç arasında log-doğrusal bir ilişki olduğunu göstermiştir. Bu log-doğrusal ilişki, kesirli bütünleşik bir süreçteki kesirli fark parametresi (d)'nin tahmin edilmesinde kullanılmaktadır. Dolayısıyla da, dalgacıklar yöntemi kullanılarak kesirli fark parametresinin tutarlı bir OEKK tahmincisi elde edilmiş olmaktadır (Jensen, 1999:18).

Teorem 1: $j \rightarrow 0$ 'a yaklaşırken, sıfır ortalamalı bir $I(d)$ ($|d| < 1/2$) süreci ile ilişkili olan dalgacık katsayıları ($w_{j,k}$), sıfır ortalama ve $\sigma^2 2^{-2jd}$ varyansla normal dağılım ($N(0, \sigma^2 2^{-2jd})$) göstermektedir. Burada σ^2 sonlu bir sabiti temsil etmektedir. Bu teoremi şu şekilde açıklamak mümkündür:

$x(t)$, sıfır ortalamalı bir $I(d)$ süreci olsun ve $\sigma_\varepsilon^2 = 1$ olsun. Dalgacık katsayıları $w_{j,k}$ 'ların beklenen değeri aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

$$E[w_{j,k}] = 2^{j/2} \int E[x(t)] \psi(2^j t - k) dt \quad (3.14)$$

Dalgacık katsayılarının varyansı ise;

$$\text{var}[w_{j,k}] = E[w_{j,k}^2] = 2^j \int dt \int ds E[x(t)x(s)] \psi(2^j t - k) \psi(2^j s - k) \quad (3.15)$$

şeklinde ifade edilmektedir. Kesirli bütünleşik sürecin $I(d)$ otokovaryans fonksiyonu kullanılarak aşağıdaki ifadeye ulaşılmaktadır.

$$\text{var}[w_{j,k}] = K 2^{-j} \int dt \int ds \frac{\Gamma(2^{-j}|t-s|+d)}{\Gamma(2^{-j}|t-s|+1-d)} \psi(t)\psi(s) \quad (3.16)$$

Burada da gerekli dönüşümler yapıldıktan sonra nihai olarak dalgacık katsayıları varyansı;

$$\text{var}[w_{j,k}] = \sigma^2 2^{-2jd} \quad (3.17)$$

olarak elde edilmektedir (Jensen, 1999: 29).

Bu teoremden hareketle Jensen, her bir ölçek için dalgacık katsayılarının logaritmasını almış ve R_j olarak tanımlamıştır. Bu logaritmik dönüşümün ardından ise kesirli fark parametresi ya da uzun dönem bağımlılık parametresini OEKK yöntemi ile aşağıdaki şekilde tahmin etmeye çalışmıştır.

$$\ln R(j) = \ln \sigma^2 - d \ln 2^{2j} \quad (3.18)$$

Yukarıdaki eşitlikte $\ln R(j)$ ile $\ln 2^{-2j}$ arasında d parametresi vasıtasıyla doğrusal bir ilişki söz konusudur. Eşitlik 3.20'deki OEKK tahminini elde edebilmek için öncelikle dalgacık katsayıları popülasyon varyansı $R(j)$ tahmincisine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu nedenle j . ölçekte dalgacık katsayıları örneklem varyansı aşağıdaki gibi tanımlanmıştır:

$$\tilde{R}(j) = \frac{1}{2^j} \sum_{k=0}^{2^j-1} w_{j,k}^2 \quad (3.19)$$

Bu eşitlikte, $w_{j,k}^2$ 'lar kesikli dalgacık dönüşümüne ilişkin dalgacık katsayıları ve

$\sum_{k=0}^{2^j-1} w_{j,k}^2$ ise dalgacık katsayılarının varyansıdır (Jensen, 1999:22). Burada ayrıca ikinci bölümde bahsedilmiş olan “enerji” kavramına da değinmekte fayda vardır. Çünkü dalgacıklar terminolojisinde enerji; dalgacık katsayılarının kareleri toplamı olarak da ifade edilen “varyans” anlamına gelmektedir (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002: 125).

¹⁹ Burada j ; ölçekleme parametresi, σ^2 sonlu bir sabit ve d ise kesirli fark parametresidir.

Jensen bu yolla yapmış olduğu OEKK tahmin sonuçlarını literatürde yaygın olarak kullanılan uzun dönem bağımlılık parametresi tahmin yöntemi olan GPH yöntemi ile karşılaştırmış ve sonuçta kendi sonuçlarının daha tutarlı olduğunu ortaya koymuştur. Ayrıca yapmış olduğu simülasyonlar sonucunda kendi OEKK tahmincisinin Ortalama Kare Hata (OKH) ölçüsünün, GPH tahmincisinin OKH'sinden daha düşük olduğunu göstermiştir. Simülasyon sonuçları aşağıdaki gibidir:

Tablo 3.2: Jensen'in Simülasyon Sonuçları

T	d	Dalgacıklar	GPH
		OEKK	OKH
2^7	0.05	0.0164	0.0799
	0.15	0.0172	0.0789
	0.25	0.0174	0.0708
	0.35	0.0168	0.0779
	0.45	0.0163	0.0741
2^8	0.05	0.0087	0.0486
	0.15	0.0092	0.0404
	0.25	0.0092	0.0472
	0.35	0.0083	0.0419
	0.45	0.0101	0.0468
2^9	0.05	0.0054	0.027
	0.15	0.0048	0.0297
	0.25	0.0053	0.0307
	0.35	0.0051	0.0279
	0.45	0.0055	0.0271
2^{10}	0.05	0.003	0.0177
	0.15	0.0031	0.019
	0.25	0.0032	0.0188
	0.35	0.0033	0.0199
	0.45	0.0034	0.0178

Kaynak: Jensen (1999)

DiSario ve arkadaşlarına göre (2008), “Bu yöntemin en temel avantajı dalgacık katsayıları varyansının orjinal serinin varyansını farklı ölçeklerde ayırıştırmasından kaynaklanmaktadır. Dolayısıyla da bu sayede serinin her bir ölçekteki davranışları analiz edilmiş olmaktadır”.

4. FİNANSAL ZAMAN SERİLERİNDE UZUN DÖNEM BAĞIMLILIK YAPISINI ARAŞTIRAN ÇALIŞMALAR

Gerek finansal gerekse iktisadi zaman serilerinde uzun dönem bağımlılık ile ilgili olarak çok sayıda çalışma yapılmıştır. Bu çalışma uzun dönem bağımlılık yapısının finansal piyasalardaki uygulaması üzerine olduğundan, burada yalnızca bu alanda daha önce yapılmış ampirik çalışmalara yer verilecektir.

Hisse senedi piyasasında uzun dönem bağımlılık yapısının varlığı etkin piyasa hipotezini de beraberinde getirdiğinden bu piyasalarda etkin piyasa hipotezi ve uzun dönem bağımlılık yapısına aynı anda yer verilmiştir.

Daha önce yapılan ampirik çalışmaların çoğunda zayıf formda etkin piyasa hipotezi test edilmiştir. Bu çalışmaların başlangıç noktası “rassal yürüyüş” modeline dayanmaktadır. Şöyle ki; geçmiş getirilerle şimdiki (current) getiriler arasındaki korelasyona bakılarak etkinlik test edilmektedir. Eğer rassal yürüyüş hipotezi geçerli ise bu korelasyonun sıfır olması beklenir.

Yapılmış ampirik çalışmaları gelişmiş ülke piyasaları, gelişmekte olan ülke piyasaları ve son olarak da Türkiye uygulamaları olarak tasnif ederek ortaya koymakta fayda görülmüştür. Zira gelişmiş ülke piyasaları ile gelişmekte olan ülke piyasaları (emerging markets) oldukça farklı davranışlar sergilemektedirler.

4. 1. Gelişmiş Ülke Piyasalarına İlişkin Ampirik Çalışmalar

Fama (1965), yaptığı çalışmada Dow Jones endeksinde yer alan 30 hisse senedini incelemiş ve etkinliği sınamak için serisel korelasyon testi ve runs testi gibi bir takım testler uygulamış ve istatistiksel olarak sıfırdan farklı olmayan çok küçük pozitif korelasyonlar elde etmiştir. Bu bulgulara dayanarak da DJIA (Dow Jones Industrial Average) zayıf formda etkin olduğu sonucunu çıkarmıştır. Yine bir başka çalışmada Fama ve French(1988), Amerikan borsasında uzun dönemli elde tutma süreleri söz konusu olduğunda, getirilerin negatif otokorelasyonlu oldukları ve getirilerdeki değişimin %25-%40'nın geçmiş getiriler sayesinde öngörülebileceğini ortaya koymuşlardır. Benzer bir çalışmada Lo ve MacKinlay(1988), haftalık hisse senedi

getirileri için rassal yürüyüş hipotezini test etmişler ve sonuçta oldukça güçlü bir anlamlılık düzeyi ile bu hipotezi reddetmişlerdir. Ancak gerek Fama ve French (1988) gerekse Lo ve MacKinlay(1988)'in sonuçları hisse senedi piyasasındaki küçük şirketler için geçerli olmakla birlikte büyük şirketlerde bu sonuçlar geçerli olamamaktadır. Shiller (1984) yapmış olduğu çalışmada finansal varlık portföylerinin getirilerinin negatif otokorelasyonlu olduğunu görmüştür. Poterba, J.M.ve Summers, L. (1988) 17 ülkeyi kapsayan çalışmalarında hisse senedi getirilerinin rassal yürüyüş davranışı sergilediklerini ve dolayısıyla da etkin piyasa hipotezinin kabul edildiğini ortaya koymuşlardır. McQueen (1992) ABD finansal piyasalarına uyguladığı çalışmasında, 1871–1987 yılları arasında finansal varlık getirilerinin rassal yürüyüş modeline uymadığını ortaya koymuştur.

Lee (1992), Amerika ve 10 gelişmiş ülke piyasası (Avustralya, Belçika, Kanada, Fransa, İtalya, Japonya, Hollanda, İsviçre, İngiltere ve Almanya) borsalarının rassal yürüyüş davranışı sergileyip sergilemediklerini varyans oranı testi ile ortaya koymaya çalışmış ve sonuçta bu piyasaların rassal yürüyüş sergilediklerini yani yarı güçlü formda etkin olduklarına karar vermiştir.

Barkoulas ve Baum (1996), Amerikan hisse senedi piyasasındaki bileşik ve sektörel endeksler ile şirket bazındaki hisse senedi getirilerindeki uzun dönem bağımlılık yapısını incelemişlerdir. Çalışma sonucunda, endeks getirilerinde uzun dönem bağımlılık tespit etmemişler, ancak bazı şirketlerin getiri verilerinde bu yapının olduğunu görmüşlerdir.

4. 2. Gelişmekte Olan Ülke Piyasalarına İlişkin Ampirik Çalışmalar

Dünyadaki gelişmiş ekonomiler dışında, gelişmekte olan ekonomilerin sermaye piyasaları da son yıllarda oldukça popüler araştırma konusu haline gelmiştir. Gelişmiş piyasaların aksine gelişmekte olan piyasalar, piyasaya giren yeni bilgiye daha yavaş reaksiyon vermektedirler (Barkoulas, Baum ve Travlos, 2000: 178). Harvey (1995)'in de ifade ettiği gibi, gelişmiş ülkelerle kıyaslandığında gelişmekte olan ülke piyasalarında, beklenen getiriler ve dolayısıyla da volatilité daha yüksektir. Üstelik oldukça yüksek bir etkinliğe sahip olan gelişmiş ülkelerin aksine gelişmekte olana ülke piyasaları yeni bilgiye geç tepki verdiklerinden etkinlik oldukça az, hatta çoğu

piyasalarda sözü bile edilememektedir. Harvey (1995), yaptığı çalışmada altı Latin Amerika, sekiz Asya, üç Avrupa ve iki de Afrika geliştirmekte olan hisse senedi piyasasında getiri ve volatilitenin öngörülebilirliğini incelemiş ve güçlü bir otokorelasyonun varlığını dolayısıyla da bu piyasaların öngörülebilir olduğunu ortaya koymuştur.

Barkoulas, Baum ve Travlos (2000), Yunanistan hisse senedi piyasasında uzun dönem bağımlılık yapısını araştırmışlar ve çalışmalarının sonucunda haftalık getirilerin koşullu ortalamalarının uzun dönem bağımlılık yapısına uyduğunu ortaya koymuşlardır. Cavaltante ve Assaf (2002), Brezilya hisse senedi piyasasında getiri ve volatilitedeki uzun dönem bağımlılığı araştırmış ve volatilitede uzun dönem bağımlılık yapısı olduğunu ancak getirilerde olmadığını bulmuştur. Wright (2001), 17 geliştirmekte olan ülke piyasasında getirileri Amerikan doları cinsinden ifade ederek bu getirilerdeki uzun dönem bağımlılık yapısını incelemiştir. Çalışmasının sonucunda ise 17 ülkenin sadece yedi tanesinde (Şili, Kolombiya, Kore, Yunanistan, Malezya, Filipinler ve Tayland) uzun dönem bağımlılık yapısı tespit etmiştir. Frenberg and Hansson (1993), İsveç sermaye piyasasını inceledikleri çalışmada zayıf formda etkinliği reddetmişlerdir.

4.3. Türkiye Hisse Senedi Piyasasına İlişkin Ampirik Çalışmalar

Türkiye İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nın (İMKB) etkinliğinin araştırıldığı çok sayıda çalışma mevcuttur. Muradoğlu and Önkal (1992), yarı güçlü formda etkinliği araştırmış ve Türkiye hisse senedi piyasasının yarı güçlü formda etkin olmadığını bulmuştur. Balaban (1995) İMKB bileşik endeksini kullanarak yapmış olduğu çalışmada İMKB'nin etkinlik düzeyini araştırmış ve sonuçta İMKB bileşik endeksinin ne zayıf formda ne de yarı güçlü formda etkin olduğunu bulmuştur. Kılıç (2004), yapmış olduğu çalışmada İMKB Ulusal 100 endeksine ilişkin günlük getiri, mutlak getiri ve kareli getiri serilerinde uzun dönem bağımlılığı araştırmış ve sonuçta günlük getirilerin böyle bir yapı göstermediğini ancak mutlak ve kareli getirilerin yani volatilitenin uzun dönem bağımlılık yapısı gösterdiğini ortaya koymuştur. Benzer bir çalışmada Kahraman ve Erkan (2005) İMKB Ulusal 100 endeksi kapamış fiyatlarında rassal yürüyüş davranışını araştırmış ve İMKB Ulusal 100 endeksinin rassal yürüyüş davranışı göstermediğini ortaya koymuştur.

Aga ve Kocaman (2008) tarafından yapılan bir diğerk çalıřmada ise İMKB Ulusal 30 endeksinin etkinlik düzeyi bir takım zaman serileri modelleri ile test edilmiř ve zayıf formda etkinlik sonucu elde edilmiřtir.

Kasman ve Torun (2007), Türkiye hisse senedi piyasasında getiri ve volatilitedeki uzun dönem bağımlılık yapısını ARFIMA –FIGARCH modelleri ile inceledikleri çalıřmada, İMKB Ulusal 100 endeksinde, hem getiri hem de volatilitede uzun dönem bağımlılık yapısı olduđunu ortaya koymuřlardır. Korkmaz, Çevik ve Özataç (2009), İMKB Ulusal 100 endeksi günlük kapanıř fiyatlarını kullanarak getiri ve volatilitedeki uzun dönem bağımlılıđı ARFIMA ve FIGARCH modelleri ile test etmiřler ve sonuçta da getirilerde bu yapının mevcut olmadıđını ancak volatilitede uzun dönem bağımlılıđın var olduđunu bulmuřlardır.

4.4. Getiri Volatilitesindeki Uzun Dönem Bağımlılık Yapısı ve Ampirik Çalıřmalar

Son yıllarda finansal varlık getirilerinin yanı sıra getiri volatilitelerindeki uzun dönem bağımlılık yapısı da araştırma konusu olmaktadır. Bu çalıřmaların bir kısmında örneđin, Ding ve arkadaşları (1993), Lobato ve Savin (1998) ve Ray ve Tsay (2000), getiri volatilitesi olarak getirinin karesi alınırken, diğerk bir kısmında mutlak getiriler, Granger ve Ding (1996), bařka bir kısmında ise getirilerin karelerinin logaritması, getiri volatilitesi olarak ölçölmektedir. Ayrıca bu şekilde yapılan ölçömlerin bir kısmında, özellikle de geliřmekte olan piyasalara yapılan uygulamalarda, getirilerde uzun dönem bağımlılık yapısı bulunmazken, getiri volatilitesinde uzun dönem bağımlılık yapısı tespit edilmektedir (DiSario, R. ve diğerkleri, 2008: 137).

Volatilitede uzun dönem bağımlılık yapısının varlıđı iki önemli sorunu beraberinde getirmektedir. Birincisi volatilitede öngörülerinde ARMA(p,q) modellerinin kullanılmasında ortaya çıkmaktadır. Bu nedenle de volatilitenin uzun dönem bağımlı olması durumunda yapılacak öngörülerde ARMA(p,q) modelleri yerine FIGARCH, EGARCH ya da SV(Stokastik Volatilitede) gibi modellerin kullanılması gerekecektir. İkinci olarak, türev işlemlerinde de volatilitede dinamikleri önem taşıdıđından, türev fiyatlamada da volatilitedeki uzun dönem bağımlılık yapısını dikkate almak faydalı sonuçlar ortaya koyacaktır. (So, M.K.P.2000:519-520) .

Bollerslev ve Mikkelsen (1996), Amerikan hisse senedi piyasası volatilitesinde uzun dönem bağımlılık yapısı olduğunu FIGARCH ve EGARCH modelleri ile tespit etmişlerdir. Liu (2000), S&P bileşik endeksi günlük mutlak getirilerini volatilité ölçüsü olarak kullanmış ve çeşitli uzun dönem bağımlılık yapısını çeşitli yöntemlerle test etmiştir. Çalışmanın sonucunda ise uzun dönem bağımlılık yapısını varlığı ortaya konulmuştur.

DiSario ve arkadaşları (2007), gelişmekte olan piyasa örneği olarak Türkiye'yi almışlar ve İMKB Ulusal 100 endeksi mutlak getirileri, kareli getirileri ve logaritmik kareli getirilerinde uzun dönem bağımlılığı araştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda ise, bu üç farklı volatilité ölçüsünde de uzun dönem bağımlılık yapısının mevcut olduğunu tespit etmişlerdir.

4.5. Uzun Dönem Bağımlılık Yapısının Tespit Edilmesinde Dalgacıklar Yöntemini Kullanan Çalışmalar

Son yıllarda finansal zaman serilerinde uzun dönem bağımlılık yapısını ölçen uzun dönem bağımlılık parametresi d 'nin dalgacıklar yöntemi kullanılarak tahmin edilmesi konusunda da çalışmalar yapılmaktadır. Bu çalışmalardan birinde McCoy ve Walden (1996), kesirli fark parametresi olarak da bilinen d parametresini kesikli dalgacık dönüşümü ve Maksimum Olabilirlik Tahmin Yöntemini kullanarak tahmin etmişlerdir. Yapmış oldukları simülasyon sonucunda ise dalgacıklar yöntemi ile yapılan tahminlerin fourier temelli tahminlerden daha iyi sonuçlar verdiğini göstermişlerdir.

Bir başka çalışmada ise Jensen (1999), McCoy ve Walden'in Maksimum Olabilirlik Tahmincisine alternatif olarak yine dalgacık dönüşümü yoluyla Olağan En Küçük Kareler Tahmincisini kullanarak d 'yi tahmin etme yoluna gitmiştir.

Tkacz (2001), faiz oranlarındaki uzun dönem bağımlılık yapısını araştırdığı çalışmasında ABD ve Kanada verilerini kullanarak Jensen'in dalgacık tabanlı OEKK tahmin yöntemi ile uzun dönem bağımlılık parametresini tahmin etmiştir.

Lee (2004), yapmış olduğu çalışmada simülasyon yoluyla uzun dönem bağımlılık yapısını tespit etmede kullanılan çeşitli yöntemleri dalgacıklar ile kıyaslamış

ve bulguları doğrultusunda, dalgacıklar yönteminin çalışmanın yanlılığını azaltması bakımından en etkili yöntem olduğunu ortaya koymuştur.

Bir başka çalışmada DiSario ve arkadaşları (2008), S&P 500 endeksi volatilitelerini mutlak getiriler, kareli getiriler ve logaritmik kareli getirilerle ölçerek, volatilitedeki uzun dönem bağımlılığı dalgacıklar yöntemini kullanarak tespit etmişlerdir.

Yukarıda bahsedilen çalışmalar dışında bir de Türkiye verilerini ve dalgacıklar yöntemini kullanarak uzun dönem bağımlılık parametresini tahmin eden iki adet çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmalardan ilkinde DiSario ve arkadaşları (2007), gelişmekte olan piyasa örneği olarak Türkiye'yi almışlar ve İMKB Ulusal 100 endeksi mutlak getirileri, kareli getirileri ve logaritmik kareli getirilerinde uzun dönem bağımlılığı dalgacıklar yöntemini kullanarak araştırmışlardır. Diğer bir çalışmada ise Özün ve Çifter (2008), İMKB ulusal 30 endeksi verilerindeki uzun dönem bağımlılık yapısını hem Jensen'in yöntemi hem de GPH yöntemini kullanarak tahmin etmişler ve bulguları doğrultusunda dalgacıklar yönteminin daha üstün sonuçlar verdiğini ortaya koymulardır.

Ayrıca yapılan diğer bir çalışma uzun dönem bağımlılık yapısını incelerken farklı bir bakış açısı ortaya koymuş ve hisse senedi piyasasında “ayı” ve “boğa” fazları olarak bilinen borsanın düşüş ve yükselişte olduğu zamanlarda getiri ve volatilitelerin uzun dönem bağımlılık yapısının farklılık gösterip göstermediğini araştırmıştır. Bu çalışmada Cuñado, J ve arkadaşları (2008) Amerikan borsasındaki S&P 500 endeksini kullanarak öncelikle ayı ve boğa fazlarını tespit etmişler daha sonra da bu fazlarda getiri ve volatilitelere ilişkin uzun dönem bağımlılık parametresini (d) tahmin etmişler, sonuçta da volatilitenin ayı fazında boğa fazına göre daha kalıcı olduğunu ortaya koymuşlardır. bu çalışmadan da yola çıkılarak uygulamanın ikinci aşamasında İMKB'deki ayı ve boğa fazları Bry ve Boschan (1971) tarafından geliştirilen daha sonra ise Pagan ve Sossounov (2003) tarafından modifiye edilen bir algoritma kullanılarak tespit edilmiş ardından da bu fazlardaki uzun dönem bağımlılık yapısı tespit edilmeye çalışılmıştır. Bu nedenle uygulama bölümüne geçmeden önce kısaca ayı ve boğa

fazlarından ve Pagan ve Sossounov (2003)'un algoritmasından da bahsetmekte yarar görülmüştür.

4.6. Borsadaki Ayı ve Boğa Fazları ve Bu fazların Tespit Edilmesi

Bilindiği gibi, borsa fiyatların yükseliş ve düşüş gösterdiği iki periyot arasında hareket etmektedir. Yatırımcılar bu iki periyodu “boğa” ve “ayı” fazları olarak isimlendirmekte ve bu iki fazdaki fiyat davranışlarının birbirlerinden farklı olduğunu ileri sürmektedirler. Dolayısıyla da genel olarak borsa eğer boğa fazında ise yani yükselişte ise yatırımcılar satış pozisyonuna, ayı fazında yani düşüş durumunda ise alıř pozisyonuna geçmektedirler. Bu yaklaşımdan hareketle çok sayıda ampirik çalışma yapılmıştır. Örneğin yapılan bir çalışmada Fabozzi ve Francis (1977), bir sistematik risk ölçüsü olan beta katsayısını bu iki faz için ayrı ayrı hesaplamış ve bu fazlar arasında anlamlı bir farklılık olmadığını bulmuştur (Tu, J., 2006, s. 1). Bir başka çalışmada ise, boğa ve ayı fazlarında volatilitedeki uzun dönem bağımlılık yapısı davranışının değişiklik gösterip göstermediği incelenmiştir (Cuñado, J. ve diğerleri, 2008).

Ancak öncelikle bu fazların tespit edilmesi sorunu önem kazanmaktadır. Bu bağlamda da Bry ve Boschan (1971), boğa ve ayı fazlarını tespit etmek için dönüm noktası algoritması geliřtirmiş, Hamilton ve Susmel (1994) rejim kayması ve markov switching modellerini geliřtirmişlerdir. Pagan ve Sossounov (2003) ise Bry ve Boschan algoritmasını modifiye ederek yeni bir algoritma ortaya koymuştur. Bu çalışmada Pagan ve Sossounov (2003) tarafından geliřtirilen algoritma kullanıldığından sadece bu algoritmaya yer verilecektir.

Yukarıda da belirtildiği gibi, Pagan ve Sossounov (2003) borsadaki “ayı” ve “boğa” fazlarını belirlemek için 1971’de Bry ve Boschan tarafından geliřtirilen dönüm noktası algoritmasını modifiye ederek yeni bir algoritma geliřtirmiştir. Bařlangıçta řunu belirtmekte fayda vardır ki; her iki algoritmada da bu fazların tespit edilmesinde aylık veri setinden faydalanılmakta ve bu veri setindeki dip ve zirve noktaları tespit edilmektedir. Ancak, Bry ve Boschan bu aylık veri setini öncelikle aykırı deęerlerden arındırmaktadır. Pagan ve Sossounov’un alternatif bir algoritma geliřtirmesindeki birinci neden burada yatmaktadır. Çünkü onlara göre veri setindeki aykırı deęerleri de

hesaba katmak gerekmektedir. Zira bu aykırı değerler de serideki dip ya da zirve noktalarından biri olabilir (Pagan ve Sossounov, 2003:25).

Bry ve Boschan algortimasının modifiye edilmesindeki ikinci neden ise; başlangıç dönüm noktalarının tespitinde kullanılan pencere uzunluğu ile ilişkilidir. Bry ve Boschan bu dönüm noktaları arasında geçmesi gereken süreyi altı ay olarak belirlerken, Pagan ve Sossounov bu süreyi biraz daha uzatıp sekiz aya çıkarmıştır. Bry ve Boschan algortimasına getirilen diğer bir eleştiri ise herhangi bir fazda (ayı veya boğa) geçmesi gereken minimum sürenin ne olacağı konusundadır. İş çevrimi (business cycle) literatüründe bu süre altı ay iken Pagan ve Sossounov bu süreyi yapmış oldukları araştırmalar doğrultusunda dört ay olarak belirlemiştir (Pagan ve Sossounov, 2003:25). Yapılan bu açıklamaların ardından Pagan ve Sossounov'un algoritması kısaca şöyle özetlenebilir (Pagan ve Sossounov, 2003:44-45, Bry ve Boschan,1971:21):

1) İlk olarak ham veri setindeki başlangıç dönüm noktaları belirlenir. Bu da iki adımda gerçekleşmektedir.

a) Başlangıç dönüm noktaları ± 8 aylık pencere uzunluğu içerisinde veri setindeki en yüksek (düşük) değerlerin ortaya çıktığı yerel zirve (dip) noktalarının seçilmesi ile belirlenir.

b) Bulunan zirve ve dip noktalarında ardışık iki maksimum veya ardışık iki minimum mevcut olduğunda zirvelerden en büyüğü ve diplerden en küçüğü seçilerek bir zirvenin bir dipi takip etmesi sağlanır.

2) Sansürleme işlemleri gerçekleştirilir

a) Serinin başında ve sonunda altı ay içinde bulunan dönüm noktalarının elimine edilmesi.

b) Yukarıdaki aşamadan sonra elde edilen yeni başlangıç veya bitiş zirve ve dip noktaları eğer bir sonraki (veya önceki) zirve ve dip noktalarından düşük veya yüksek ise elimine edilir.

- c) Süresi onaltı aydan kısa olan döngülerin²⁰ elimine edilmesi.
- d) Süresi dört aydan kısa olan fazların²¹ elimine edilmesi (Eğer burada düşüş ya da yükseliş %20'yi aşıyorsa bu fazlar elimine edilmez).
- 3) Son olarak tüm dönüm noktalarının belirlenmesi.

²⁰ Burada döngü bir zirve (ya da dip) noktasından diğer bir zirve (ya da dip) noktasına geçişi ifade etmektedir.

²¹ Faz bir zirve (dip) noktasından bir dip (zirve) noktasına geçişi ifade etmektedir.

IV. BÖLÜM

UYGULAMA

Bu bölümde İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören ve istikrarlı bir şekilde uzun yıllar boyu Ulusal 30 endeksi kapsamında kalan 16 şirket ve Ulusal 30 endeksi ve Ulusal 100 endeksi getirileri ile volatilitelerindeki uzun dönem bağımlılık yapısı üçüncü bölümde bahsedilen GPH ve Dalgacıklar yöntemleri kullanılarak tahmin edilmiş ve elde edilen bulgular karşılaştırılmıştır. Bu amaçla ele alınan şirketler sırasıyla; Akbank, Arçelik, Doğan Holding, Ereğli Demir Çelik, Garanti Bankası, Hürriyet Gazetesi, İş Bankası C, Koç Holding, Migros, Pektim, Petrol Ofisi, Şişecam, Tüpraş, Türk Hava Yolları, Türkiye Sanayi ve Kalkınma Bankası ve Yapı Kredi Bankası'dır. Yapılan tüm uygulamalarda Matlab ve Eviews 5.0 paket programları kullanılmıştır.

Amaç uzun dönem bağımlılık yapısını tespit etmeye çalışmak olduğundan mümkün olabildiğince geriye gidilmiş ve günlük veriler ile çalışılmıştır. Veri aralığı şirketler için; 03/01/1994–11/07/2008 tarihleri arasında, Ulusal 30 endeksi için 1997–2008 ve Ulusal 100 endeksi verileri için ise 1986–2008 yılları arasındaki günlük kapanış fiyatlarıdır.

Elde etmiş olduğumuz kapanış fiyatları için öncelikle;

Günlük getiriler;

$$R_t = \ln Y_t - \ln Y_{t-1}, \quad (4.1)$$

Kareli getiriler,

$$sqrR_t = (R_t)^2 \quad \text{ve} \quad (4.2)$$

Mutlak getiriler;

$$absR_t = |R_t| \quad (4.3)$$

hesaplanmıştır.

1. Verilerin Temel İstatistiksel Özelliklerinin Gözden Geçirilmesi

Bu kısımda öncelikle ele alınan veri grubu için temel istatistiksel özellikler serilere ilişkin betimsel istatistikler, zaman serisi grafikleri ve otokovaryans fonksiyonları yoluyla incelenmiştir. Hesaplanmış üç farklı getiri değerlerine ilişkin şirket bazında betimsel istatistikler aşağıdaki Tablo 1(a-c)'de yer almaktadır.

Şirket verilerine ilişkin temel istatistiksel özellikler tanımlandıktan sonra, her bir şirkete ilişkin getiri, mutlak getiri ve kareli getiri serilerinin zaman serisi grafiklerine yer verilmiştir²². Ardından da Ulusal 30 ve Ulusal 100 endeksi için betimsel istatistikler ve zaman serisi grafiklerine yer verilmiştir.

²² Serilerin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonları için bkz. EK.1

Tablo 4.1 (a) :Getiri Serilerine İlişkin Betimsel İstatistikler

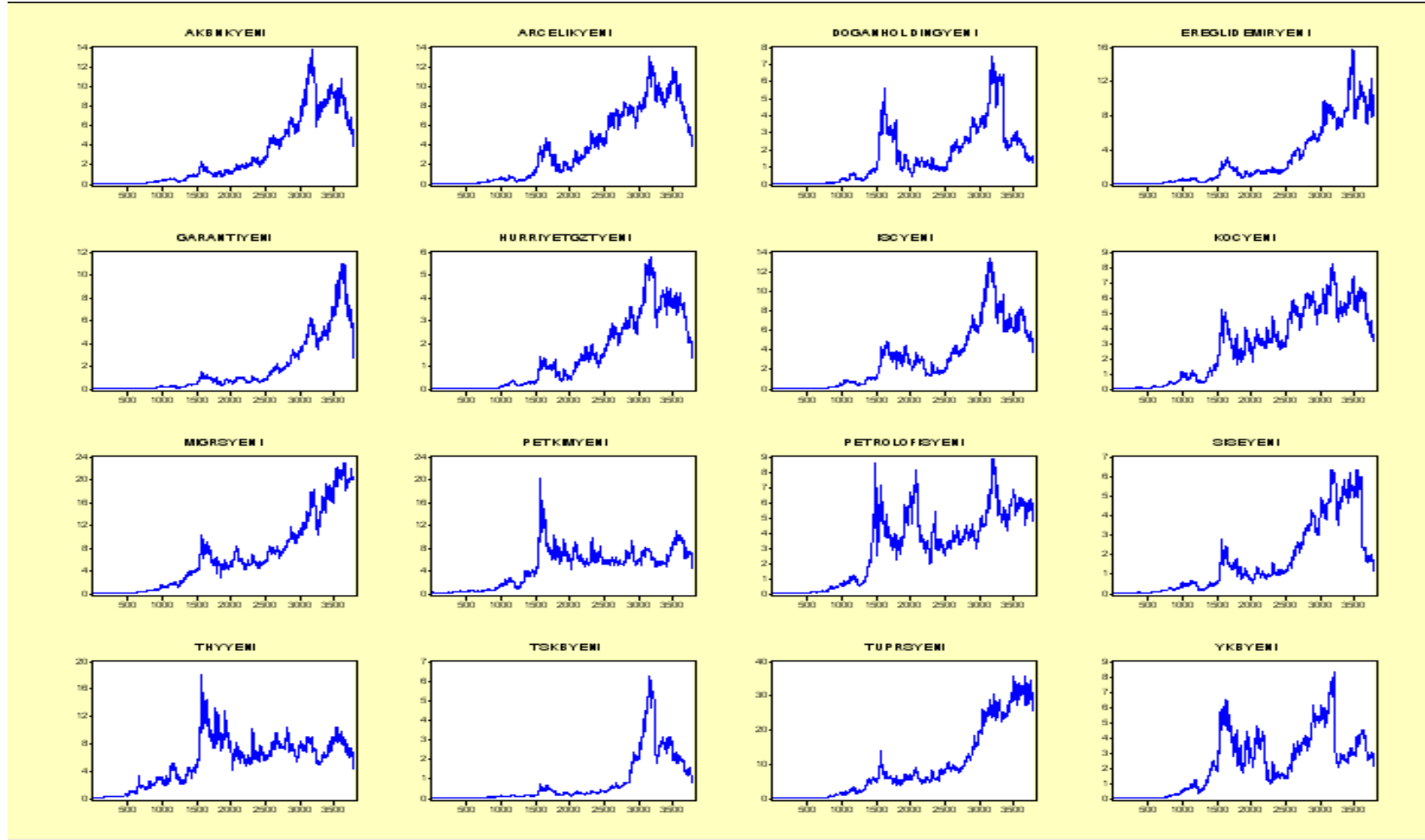
	AKBNK	ARCLK	DGN	ERGL	GRNT	HURR	ISC	KOCHOLD
Maks.	0.2120	0.2182	0.2330	0.2024	0.1896	0.3333	0.2400	0.200025
Min.	-0.2280	-0.2137	-0.5264	-0.5554	-0.5167	-0.2083	-0.3076	-0.175440
Std. Sapma.	0.0375	0.0375	0.0445	0.0388	0.0411	0.0449	0.0395	0.037216
Çarpıklık	0.5007	0.1381	0.0637	-0.8937	-0.4251	0.6878	0.5264	0.519287
Basıklık	7.3055	6.2549	10.425	18.573	12.223	7.8580	7.2621	5.927995
Jarquebera	3085.06	1684.67	8707.7	38795.76	13545.38	4024.7	3042.9	1523.776
Prob. J.B.	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
N	3789	3789	3789	3789	3789	3789	3789	3789
	MIGROS	PETKIM	PETRLOFS	SISECAM	THY	TSKB	TUPRAS	YKB
Maks.	0.2153	0.2340	0.2499	0.214317	0.214286	0.235031	0.216869	0.216596
Min.	-0.1818	-0.8206	-0.324	-0.556303	-	-	-	-0.621687
Std. Sapma.	0.0325	0.0428	0.042	0.038863	0.043019	0.039781	0.040673	0.043703
Çarpıklık	0.7325	-1.2025	0.546	-0.437915	0.703570	0.574363	0.528776	-0.422926
Basıklık	8.1998	41.213	7.273	16.51263	6.259490	7.834215	6.000915	16.29297
Jarquebera	4607.495	231452.4	3071.5	28947.69	1989.907	3897.809	1598.312	28009.95
Prob. J.B.	0.0000	0.000	0.000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
N	3789	3789	3789	3789	3789	3789	3789	3789

(b) Mutlak Getiri Serilerine İlişkin Betimsel İstatistikler

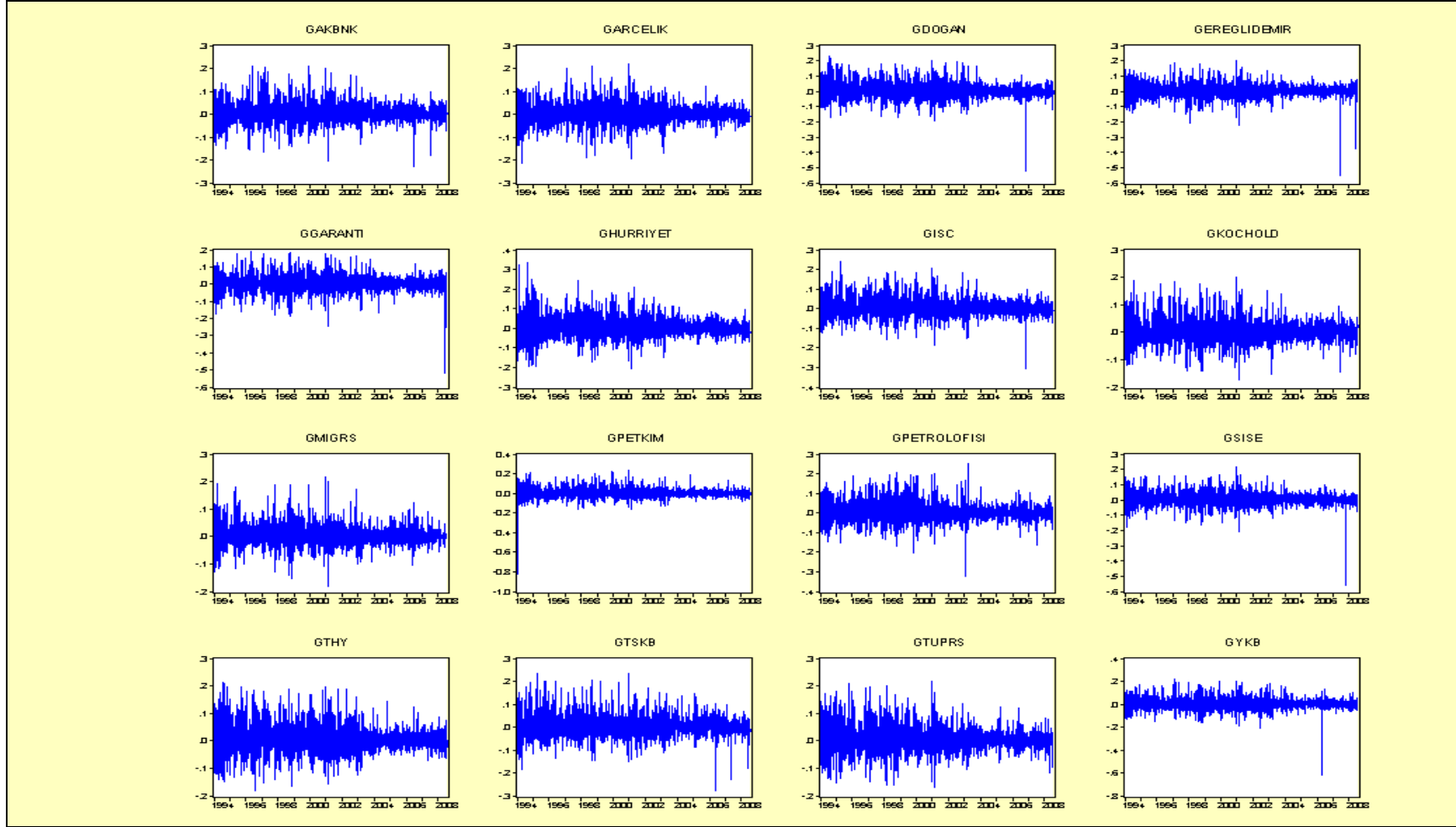
	AKBNK	ARCLK	DGN	ERGL	GRNT	HURR	ISC	KOCHOLD
Maks.	0.228070	0.243904	0.526400	0.555430	0.403571	0.333333	0.307692	0.200025
Min.	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Std. Sapma.	0.027467	0.027053	0.032313	0.028509	0.029794	0.033121	0.028331	0.026608
Çarpıklık	2.33069	2.129412	2.676215	3.784882	2.452328	2.447724	2.353458	2.011487
Basıklık	11.24011	10.04772	21.37523	43.84452	14.74788	12.34628	12.33116	8.557210
Jarquebera	14149.05	10705.17	57829.25	272425.4	25586.54	17574.40	17244.00	7430.689
Prob.. J.B.	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
N	3789	3789	3789	3789	3789	3789	3789	3789
	MIGROS	PETKIM	PETRLOFS	SISECAM	THY	TSKB	TUPRAS	YKB
Maks.	0.215380	0.820645	0.324320	0.556303	0.214286	0.277457	0.216869	0.621687
Min.	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Std. Sapma.	0.024193	0.032514	0.030943	0.028357	0.031635	0.029463	0.029648	0.032122
Çarpıklık	2.494401	5.438462	2.237213	3.418787	2.085428	2.420127	1.985767	3.372605
Basıklık	12.95115	99.66413	10.47819	39.06855	8.312442	11.94237	8.161434	37.22176
Jarquebera	19562.85	1493854.	11989.63	212767.0	7201.955	16323.33	6696.029	28009.95
Prob.. J.B.	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
N	3789	3789	3789	3789	3789	3789	3789	3789

(c) Kareli Getiri Serilerine İlişkin Betimsel İstatistikler

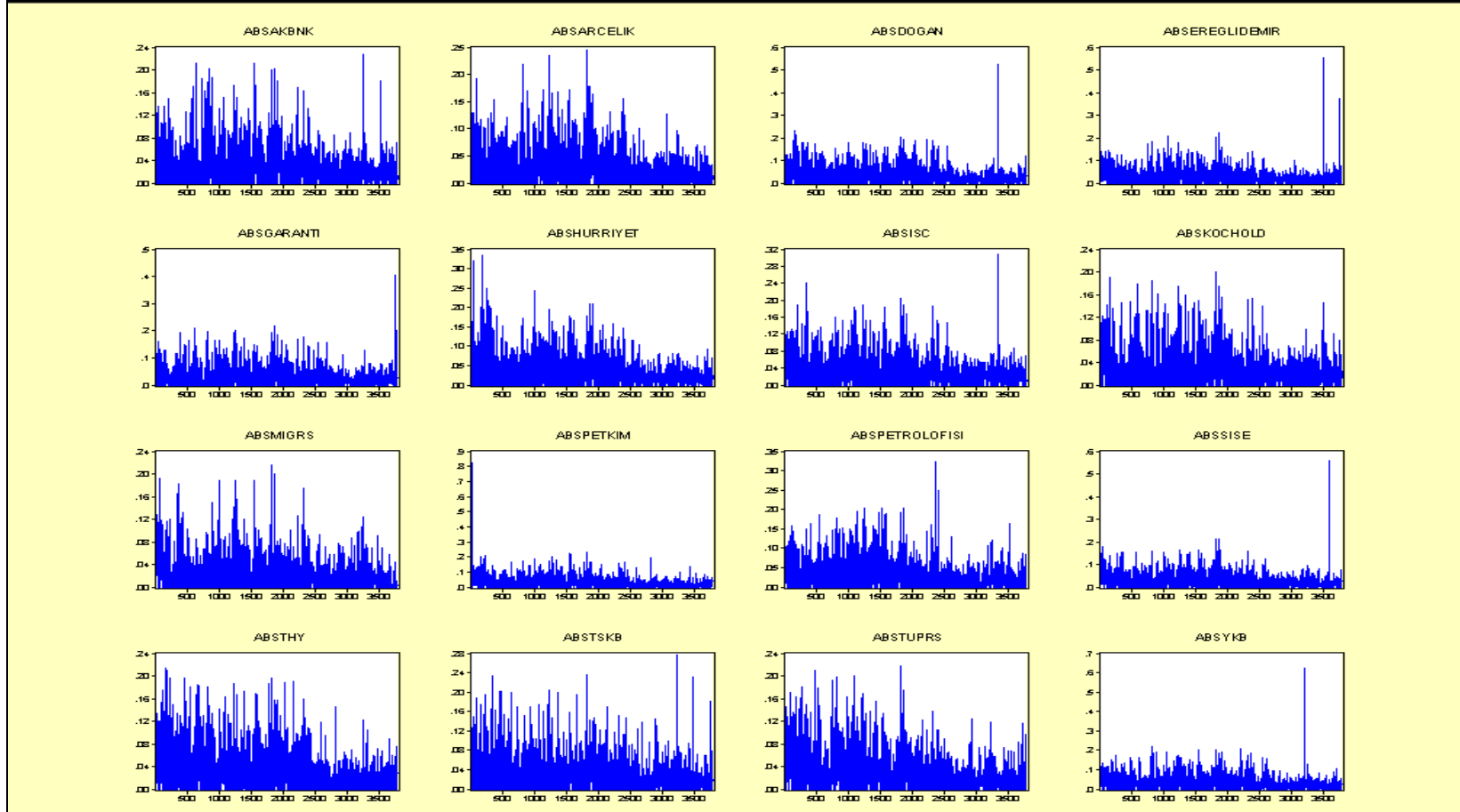
	AKBNK	ARCLK	DGN	ERGL	GRNT	HURR	ISC	KOCHOLD
Maks.	0.052016	0.059489	0.277097	0.308502	0.162870	0.111111	0.094675	0.040010
Min.	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Std. Sapma.	0.003574	0.003366	0.006105	0.006313	0.004586	0.005343	0.003963	0.003109
Çarpıklık	6.488761	6.793637	25.64564	33.84112	14.35337	7.983535	8.392433	5.142430
Basıklık	59.38647	75.56202	1096.254	1540.556	421.1342	108.2168	124.2285	38.82499
Jarquebera	528541.8	860396.7	1.89E+08	3.74E+08	27732366	1788016.	2364665.	219321.2
Prob.. J.B.	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
N	3789	3789	3789	3789	3789	3789	3789	3789
	MIGROS	PETKIM	PETRLOFS	SISECAM	THY	TSKB	TUPRAS	YKB
Maks.	0.046389	0.673457	0.105184	0.309472	0.045918	0.076982	0.047032	0.386494
Min.	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Std. Sapma.	0.002880	0.011592	0.004358	0.005933	0.004295	0.004167	0.003750	0.007449
Çarpıklık	7.610496	51.55103	7.670342	37.74495	4.638812	7.119075	5.012765	37.11043
Basıklık	82.15254	2975.789	115.1201	1920.773	30.14792	77.06858	37.48799	1879.327
Jarquebera	1025683.	1.40E+09	2021788.	5.82E+08	129944.4	898131.9	203648.1	5.57E+08
Prob.. J.B.	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
N	3789	3789	3789	3789	3789	3789	3789	3789



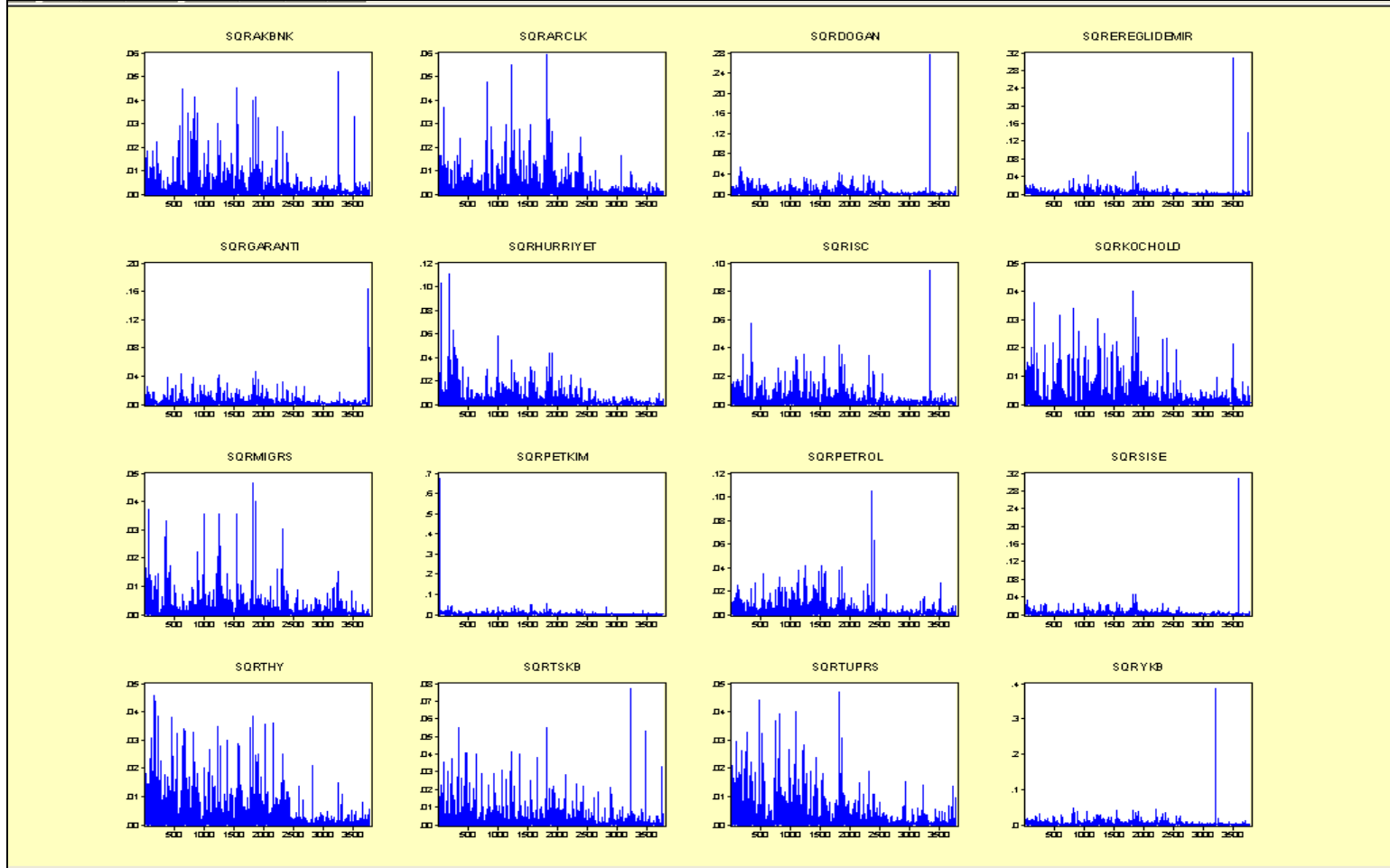
Şekil 4.1: Düzey Serilerinin Zaman Serisi Grafikleri



Şekil 4.2: Getiri Serilerinin Zaman Serisi Grafikleri



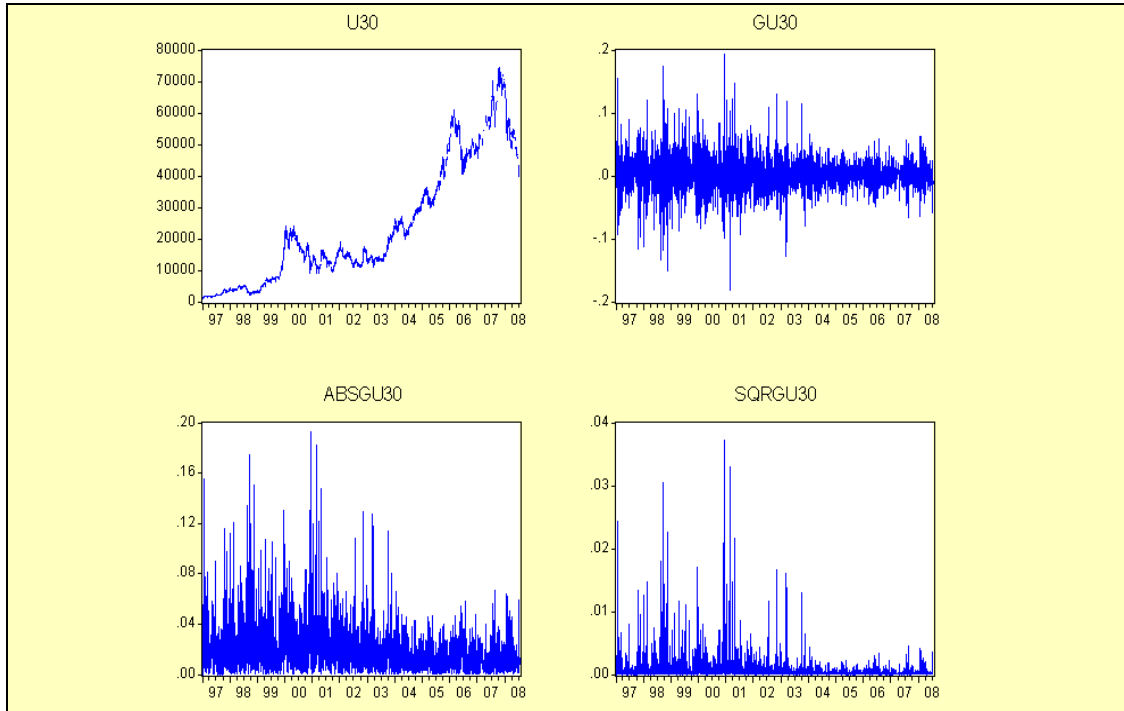
Şekil 4.3: Mutlak Getiri Serilerinin Zaman Serisi Grafikleri



Şekil 4. 4: Kareli Getiri Serilerinin Zaman Serisi Grafikleri

Tablo 4. 2: U30 Endeksi Verileri için Betimsel İstatistikler

	Getiri	Mutlak Getiri	Kareli Getiri
Maks.	0.192993	0.192993	0.037246
Min.	-0.181823	0.000000	0.000000
Std. Sapma.	0.029780	0.021035	0.002287
Çarpıklık	0.353893	2.533542	7.819167
Basıklık	7.554120	13.47927	90.29030
Jarquebera	2459.527	15688.65	910603.5
Prob.. J.B.	0.000000	0.000000	0.000000
N	2779	2779	2779



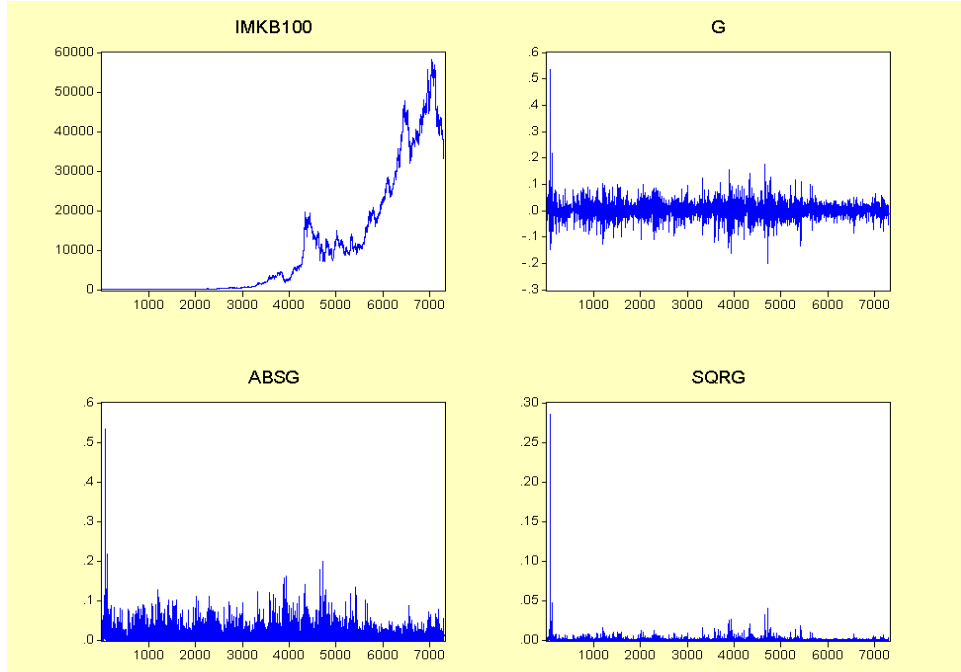
Şekil 4. 5: Ulusal 30 Endeksi Zaman Serisi Grafiği

Ulusal 30 endeksine düzey, getiri ve volatilité serilerine ilişkin yukarıdaki tablo ve grafiklerden de görüldüğü gibi; düzey serileri rassal yürüş davranışı sergilerken, getiri serilerinde böyle bir yapı söz konusu değildir.

Ulusal 100 endeksi verilerine ilişkin betimsel istatistikler ve zaman serisi grafikleri ise aşağıdaki gibidir.

Tablo 4. 3: U100 Endeksi Verileri için Betimsel İstatistikler

	Getiri	Mutlak Getiri	Kareli Getiri
Maks.	0.534399	0.534399	0.285582
Min.	-0.199785	0.000000	0.000000
Std. Sapma.	0.025994	0.021055	0.003886
Çarpıklık	1.444200	4.340627	55.46734
Basıklık	33.75737	63.11625	3970.056
Jarquebera	290443.2	1122786.	4.79E+09
Prob.. J.B.	0.000000	0.000000	0.000000
N	7304	7304	7304



Şekil 4. 6: Ulusal 100 Endeksi Zaman Serisi Grafiği

Ulusal 30 endeksi sonuçlarına benzer sonuçlar Ulusal 100 endeksinde de söz konusu olmaktadır.

2. Birim Kök Testleri ile Rassal Yürüyüşün Test Edilmesi

Bir önceki bölümde de bahsedildiği gibi uzun dönem bağımlılık yapısı aynı zamanda “rassal yürüyüş” ile de ilgilidir. Dolayısıyla bu kısımda diğer uzun dönem bağımlılık yapısı testlerine geçmeden önce bir takım birim kök testleri kullanılarak gerek getiri gerekse de volatilité serilerinin rassal yürüyüş davranışı gösterip göstermedikleri incelenecektir. Bu amaçla Augmented Dickey Fuller (ADF) birim kök testi uygulanmış ve elde edilen sonuçlar aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 4. 4: ADF Birim Kök Testi Sonuçları

Seri	Düzy	Getiri	Mutlak Getiri	Kareli Getiri
	Test İstatistiği	Test İstatistiği	Test İstatistiği	Test İstatistiği
Akbank	-0,55 (0,47)	-61,01 (0,0001)	-3,76 (0,0002)	-10,11(0,000)
Arçelik	-0,56 (0,47)	-57,85 (0,0001)	-4,24 (0,000)	-7,83 (0,000)
Doğan Hold.	-1,79 (0,21)	-39,98 (0,000)	-4,83 (0,000)	-11,46 (0,000)
Ereğli Demir Çelik	-0,14 (0,63)	-59,68 (0,0001)	-4,38 (0,000)	-19,65 (0,000)
Garanti	-0,60 (0,45)	-57,55 (0,0001)	-4,59 (0,000)	-12,46 (0,000)
Hürriyet	-0,65 (0,43)	-56,39 (0,0001)	-4,58 (0,000)	-6,41 (0,000)
İşç	-0,68 (0,42)	-58,24 (0,0001)	-3,71 (0,000)	-11,78 (0,000)
Koç Holding	-0,57 (0,46)	-40,09 (0,000)	-4,79 (0,000)	-9,64 (0,000)
Migros	1,069 (0,92)	-59,52 (0,0001)	-5,43 (0,0000)	-16,67 (0,000)
Pektim	-1,089 (0,25)	-38,63 (0,000)	-5,94 (0,0000)	-21,36 (0,000)
Petrol Ofisi	-0,76 (0,38)	-58,53 (0,0001)	-4,19 (0,0000)	-8,92 (0,000)
Şişecam	-0,95 (0,30)	-59,99 (0,0001)	-4,69 (0,0000)	-16,88 (0,000)
THY	-1,00 (0,28)	-40,02 (0,0001)	-3,30 (0,0000)	-7,67 (0,000)
TSKB	-1,05 (0,26)	-62,46 (0,0001)	-3,79 (0,000)	-11,36 (0,000)
Tüpraş	0,27 (0,76)	-59,18 (0,0001)	-3,16 (0,001)	-8,9 (0,000)
YKB	-1,33 (0,16)	-55,63 (0,0001)	-3,07 (0,002)	-19,17 (0,000)
U30	0,35 (0,78)	-52,92 (0,0001)	-3,89 (0,0001)	-9,70 (0,000)
U100	0,47 (0,81)	-75,06 (0,0001)	-5,20 (0,000)	-2,43 (0,000)

Yukarıdaki tablodan da anlaşılacağı gibi düzey serileri için yapılan ADF testleri tüm düzey serilerinde birim kök olduğunu işaret etmekte iken, getiri ve volatilitelerde ise birim kök olmadığını göstermektedir.

3. GPH Testi ile Düzey, Getiri ve Volatilitelerdeki Uzun Dönem Bağımlılık Yapısının Test Edilmesi

Burada 16 şirket, Ulusal 30 endeksi ve Ulusal 100 endeksi düzey, getiri ve volatilitelerinin uzun dönem bağımlılık yapısı gösterip göstermediği, GPH testi için Ludwig Kanzler tarafından 1998 yılında yazılan bir Matlab rutini kullanılarak tespit edilmeye çalışılmıştır. Bulunan test sonuçları aşağıdaki tabloda yer almaktadır.

Tablo 4. 5: GPH ile Hesaplanan d Değerleri

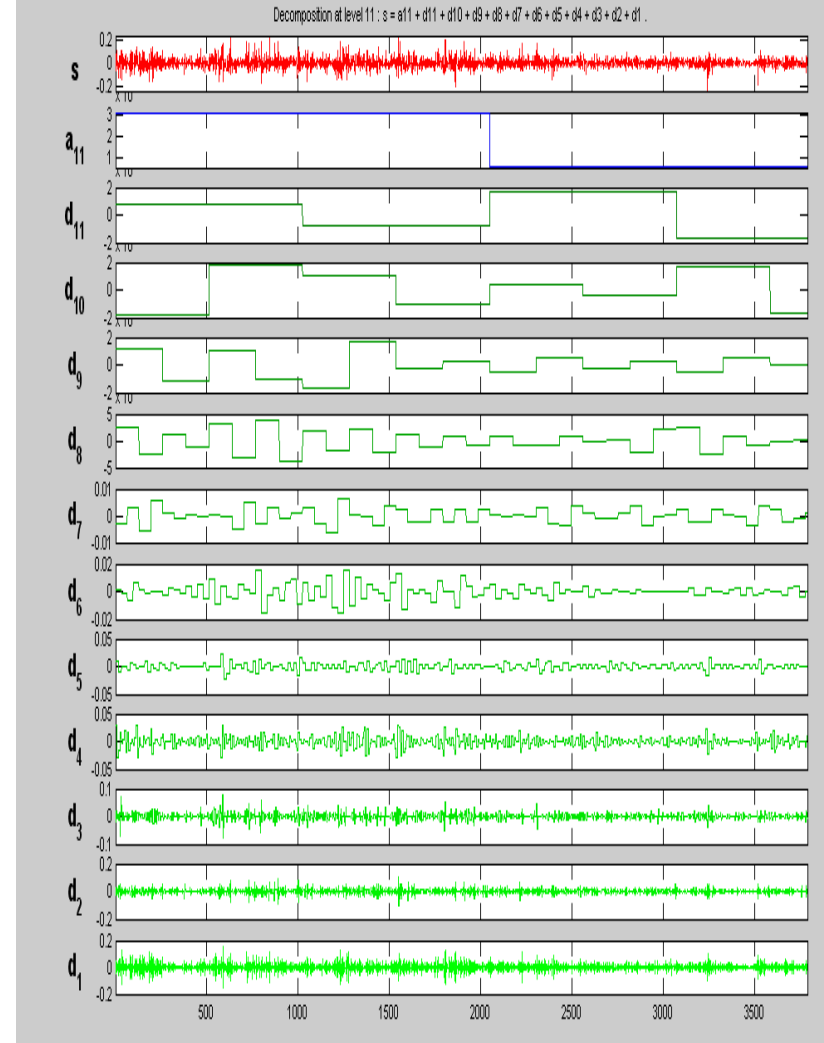
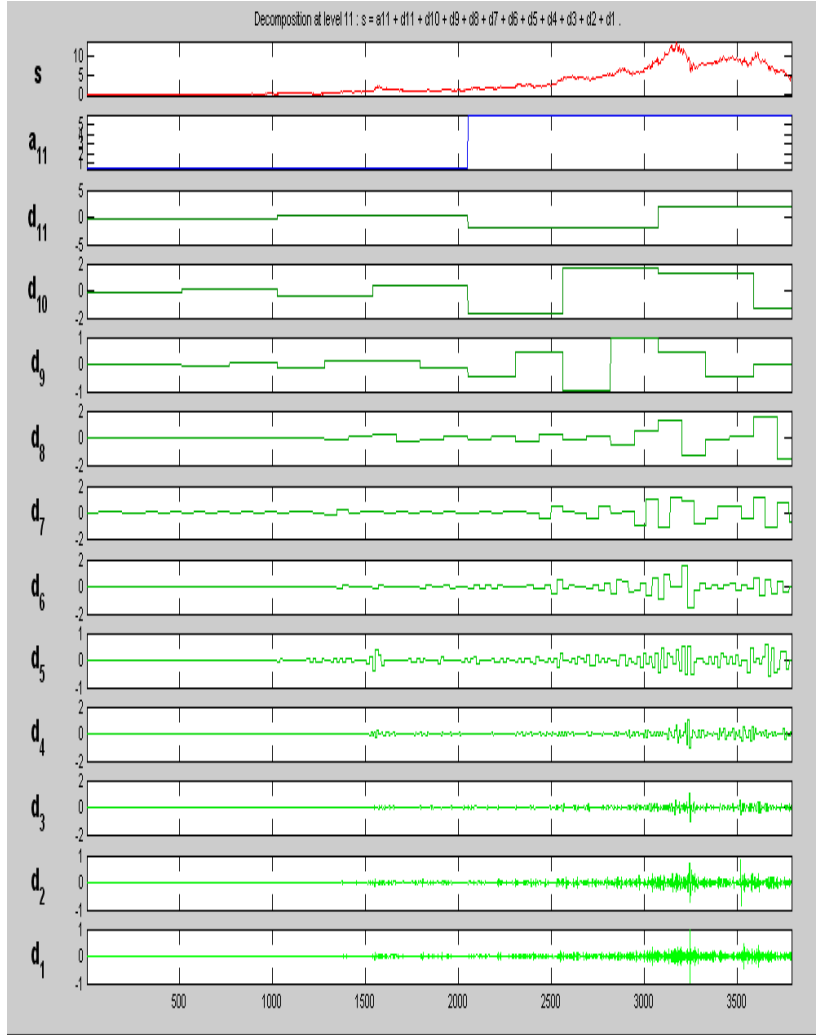
	d(düzey) ($0,5 \leq d \leq 1$)	d (Getiri) ($d \approx 0$)	d (Mutlak Getiri) ($0 < d < 0,50$)	d (Kareli Getiri) ($0 < d < 0,50$)
AKBNK	1,2608	0,038	0,3239	0,2608
ARCLK	1,0307	0,0011	0,4461	0,3996
DOGAN	1,0538	0,096	0,5592	0,3276
EREGLI	1,0902	0,0255	0,2322	0,2806
GARANTI	1,2426	0,0758	0,44	0,3454
HURRIYET	1,021	0,0358	0,5696	0,4995
ISC	1,0023	0,1449	0,3938	0,3337
KOCHOLDING	1,0386	0,0352	0,4642	0,4583
MIGROS	1,0049	0,0094	0,4562	0,4282
PETKIM	0,9190	0,1027	0,4327	0,2355
PETROLOFISI	0,8853	0,0325	0,4897	0,4749
SISECAM	1,0895	0,1077	0,5128	0,2312
THY	0,9411	0,0511	0,5196	0,4564
TSKB	1,1577	0,0035	0,2322	0,1559
TUPRAS	1,0773	0,1224	0,4953	0,4709
YKB	0,9961	0,0263	0,5581	0,2946
U30	1,1139	0,0347	0,4187	0,2877
U100	1,1527	0,0044	0,3880	0,1247

Tablodaki sonuçlara göre düzey serileri için hesaplanan d parametreleri 1'den büyük çıktığından tüm düzey serilerinde uzun dönem bağımlılık yapısı olduğunu söylemek yanlış olmayacaktır. Getiri serileri için hesaplanan d parametreleri ise sıfıra oldukça yakın çıktığından “getirilerde uzun dönem bağımlılık yapısı yoktur” diyebiliriz. Son olarak iki farklı volatilité ölçüsü için hesaplanan d değerlerine bakıldığında; mutlak getiri serilerinde, Akbank serisi dışındaki tüm şirketler ve her iki endeks için uzun dönem bağımlılık yapısı tespit edilmiş iken, kareli getirilerde 16 şirketten sadece yedisinin ve ulusal 30 ile ulusal 100 endekslerinin uzun dönem bağımlılık yapısı gösterdiği söylenebilir.

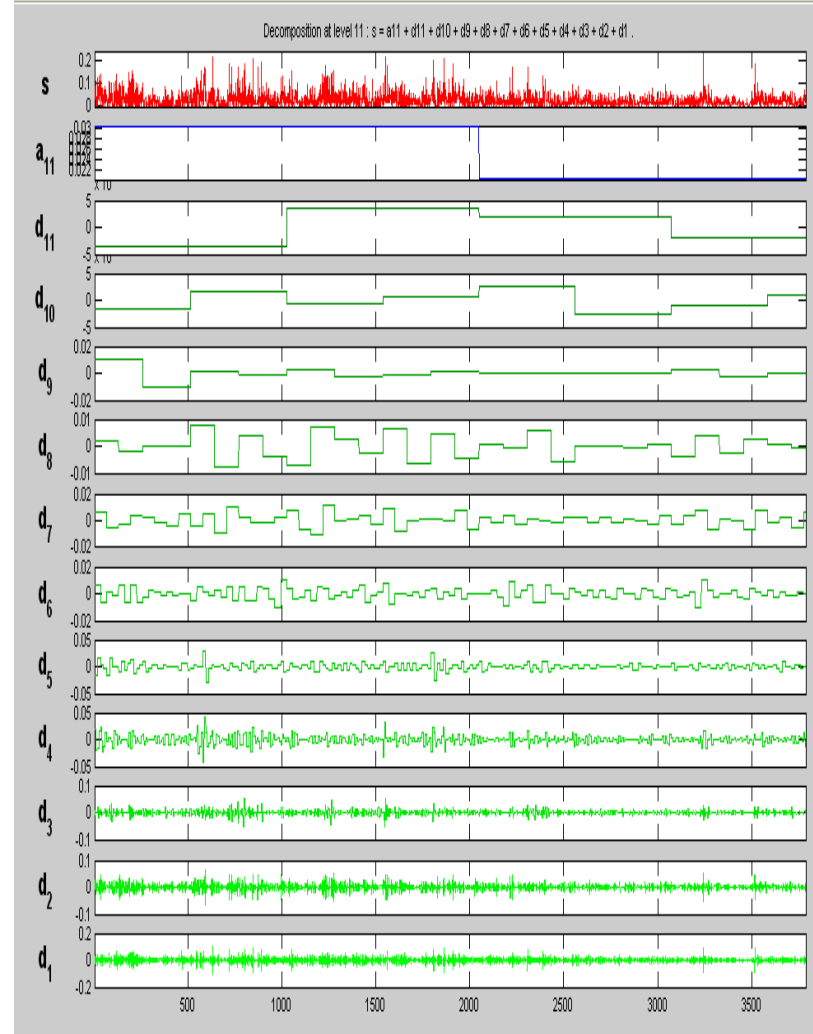
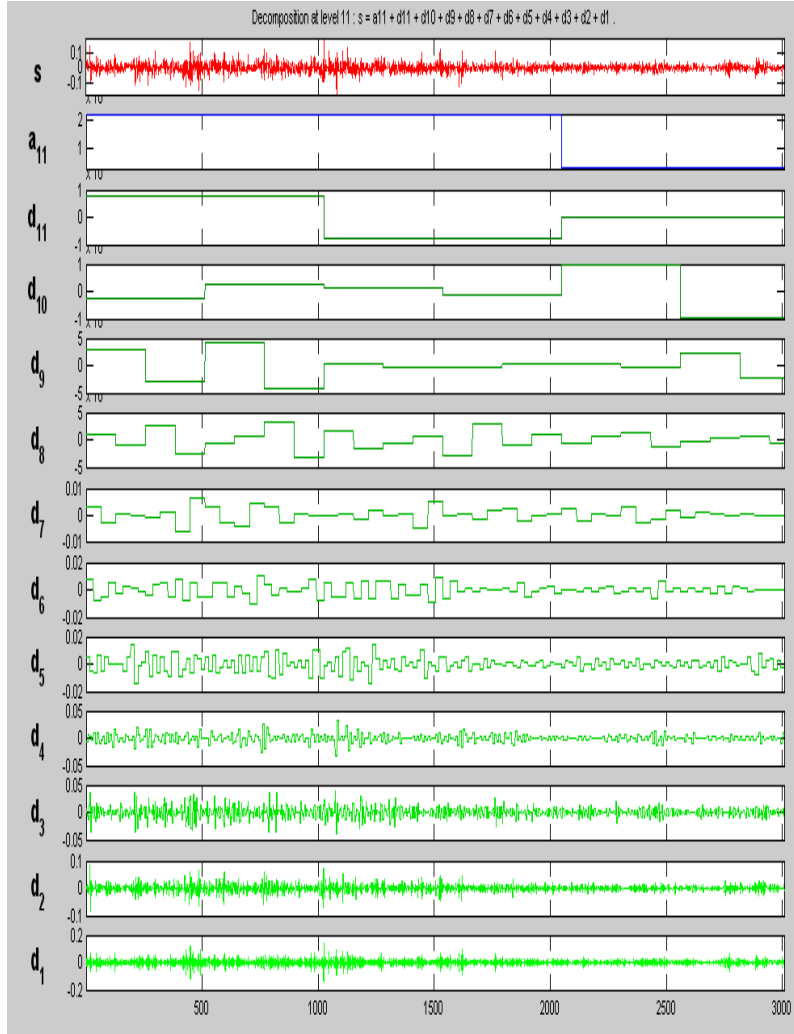
4. Dalgacıklar Yöntemi Kullanılarak Uzun Dönem Bağımlılığın Tespit Edilmesi

Önceki bölümde ayrıntılı bir şekilde anlatıldığı gibi bu kısımda uzun dönem bağımlılık parametresi olarak ifade edilen d parametresinin Olağan En Küçük Kareler Yöntemi ile tahmin edilmesinde Jensen (1999) tarafından geliştirilen OEKK dalgacıklar yöntemi kullanılacaktır. Yine daha önce de bahsedildiği üzere Jensen (1998), kesikli dalgacık filtrelerinden biri olan Daubechies(1) dalgacığını kullanmış olduğu için bu çalışmada da aynı filtreden yararlanılmıştır.

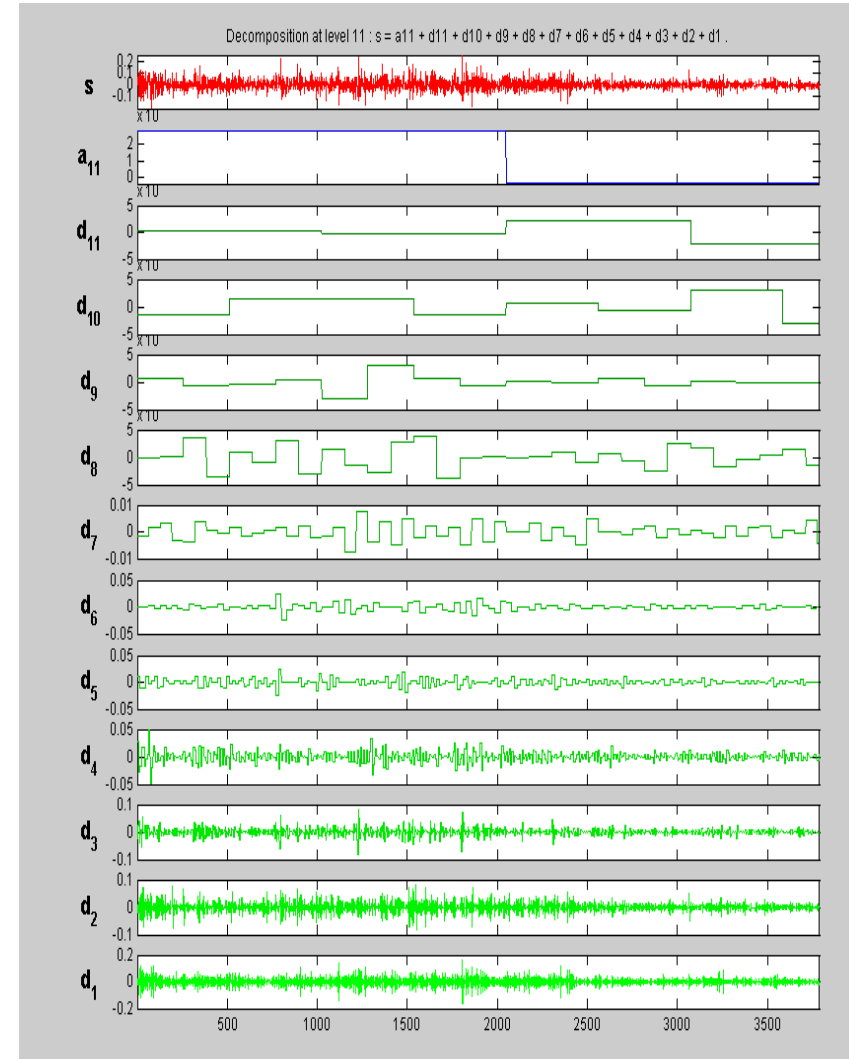
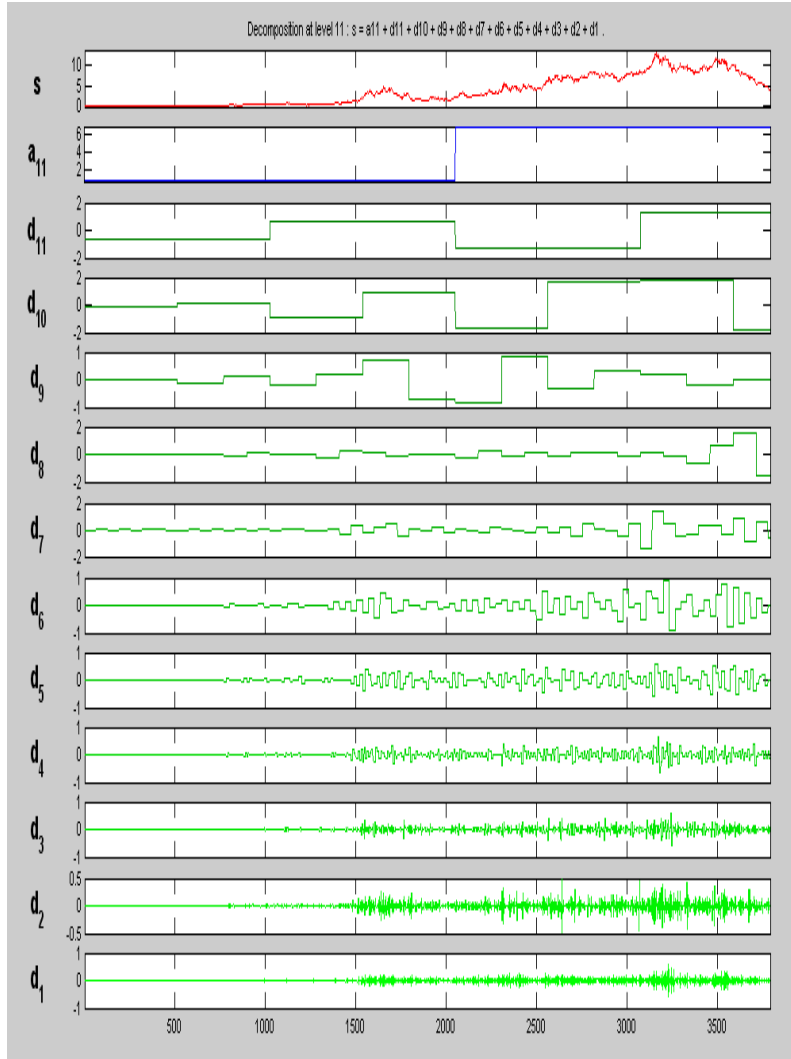
Elimizdeki veri sayısı yaklaşık 3900 adet olduğundan ölçek olarak 11 seçilmiştir. Çünkü ikinci bölümden hatırlanacağı gibi diydik uzunluk, $2^J=N$ eşitliği ancak $J=11$ durumunda gerçekleşmektedir. Jensen'in metodolojisinden hatırlanacağı gibi ilk aşamada verilere dalgacık dönüşümü uygulanarak dalgacık katsayıları elde edilecektir. Bu bağlamda Daubechies(1) filtresi kullanılarak uygulanan dalgacık dönüşümü sonucunda orijinal sinyal ve bu sinyalin her bir ölçekteki durumu tüm veri grupları için tek tek aşağıdaki grafiklerde gösterilmiştir.



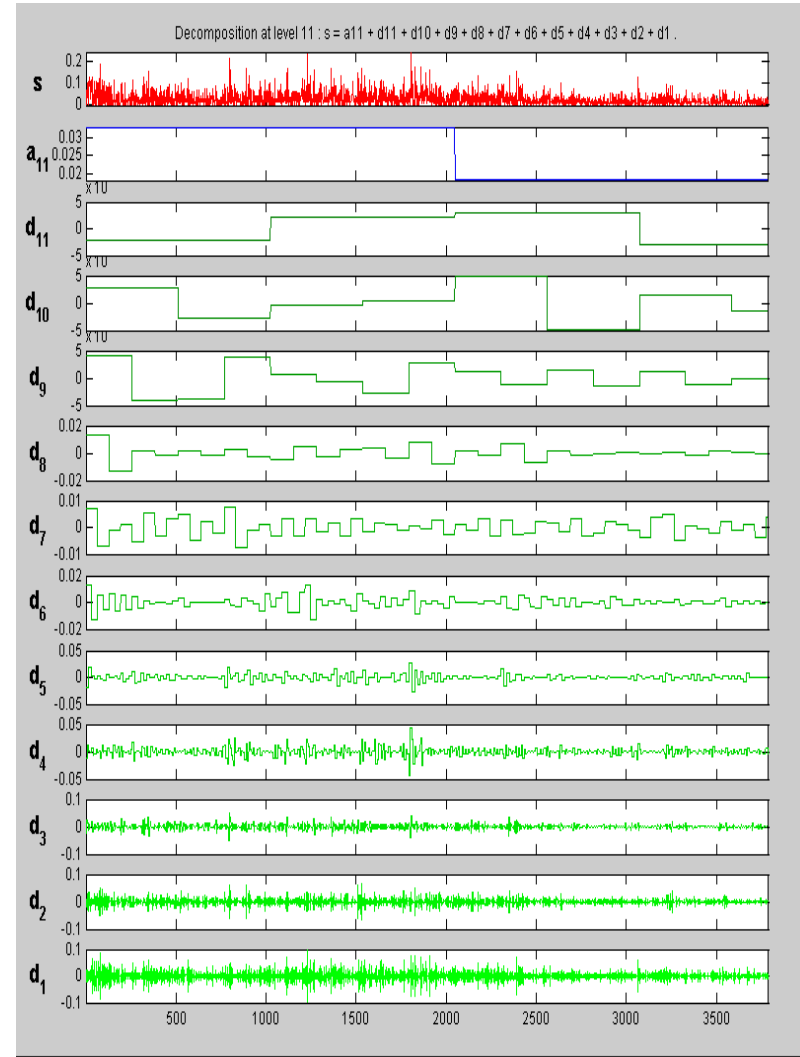
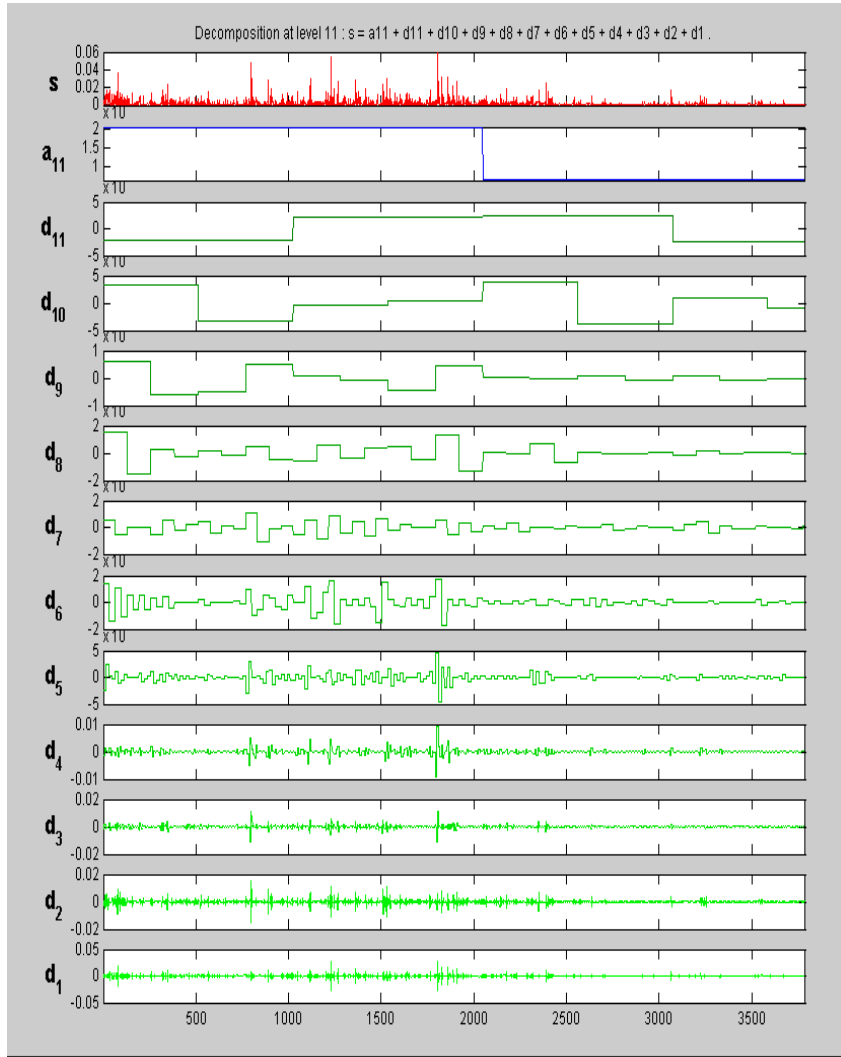
Şekil 4. 7: Akbank Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



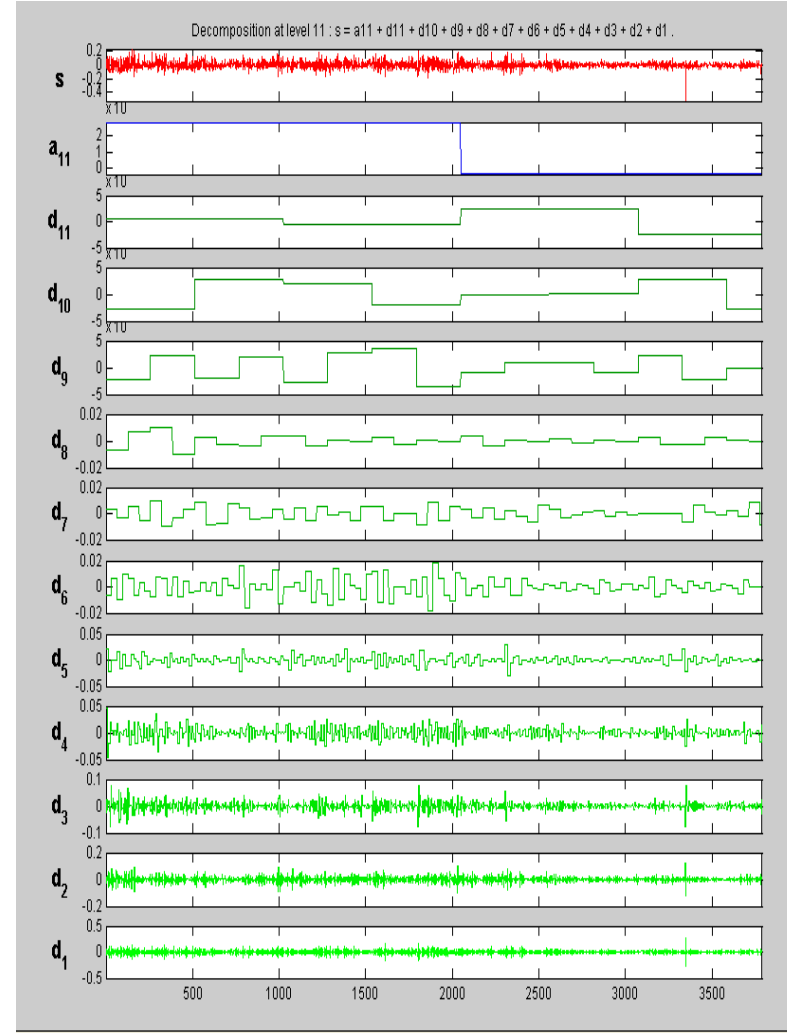
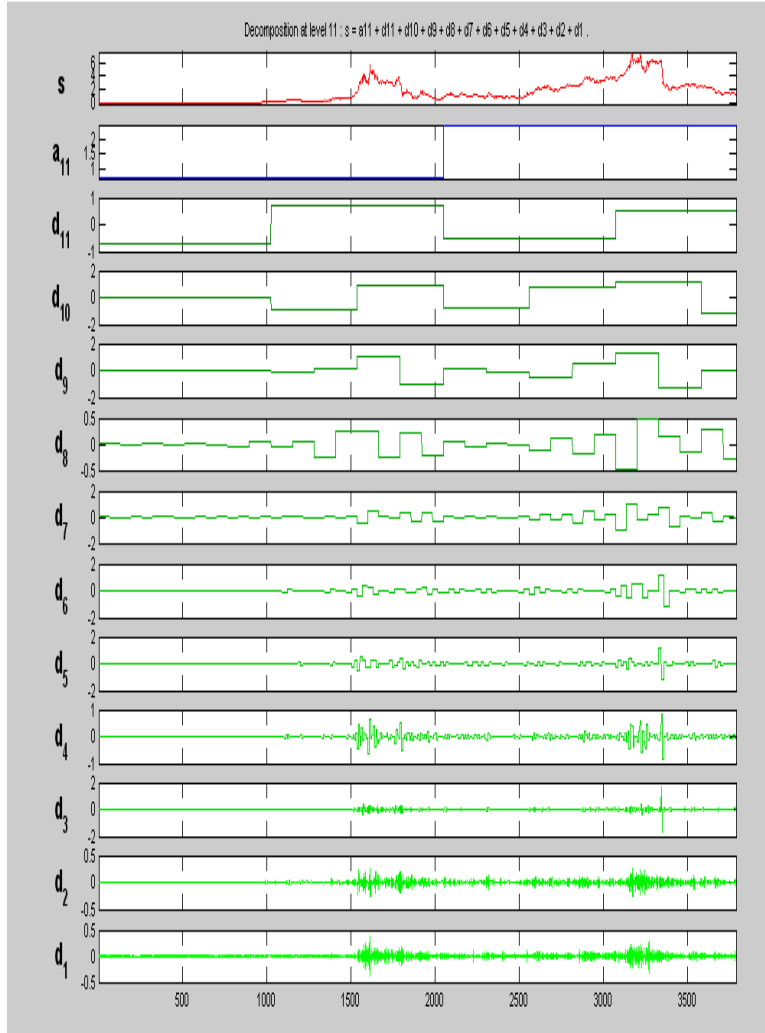
Şekil 4. 8: Akbank Kareli ve Mutlak Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



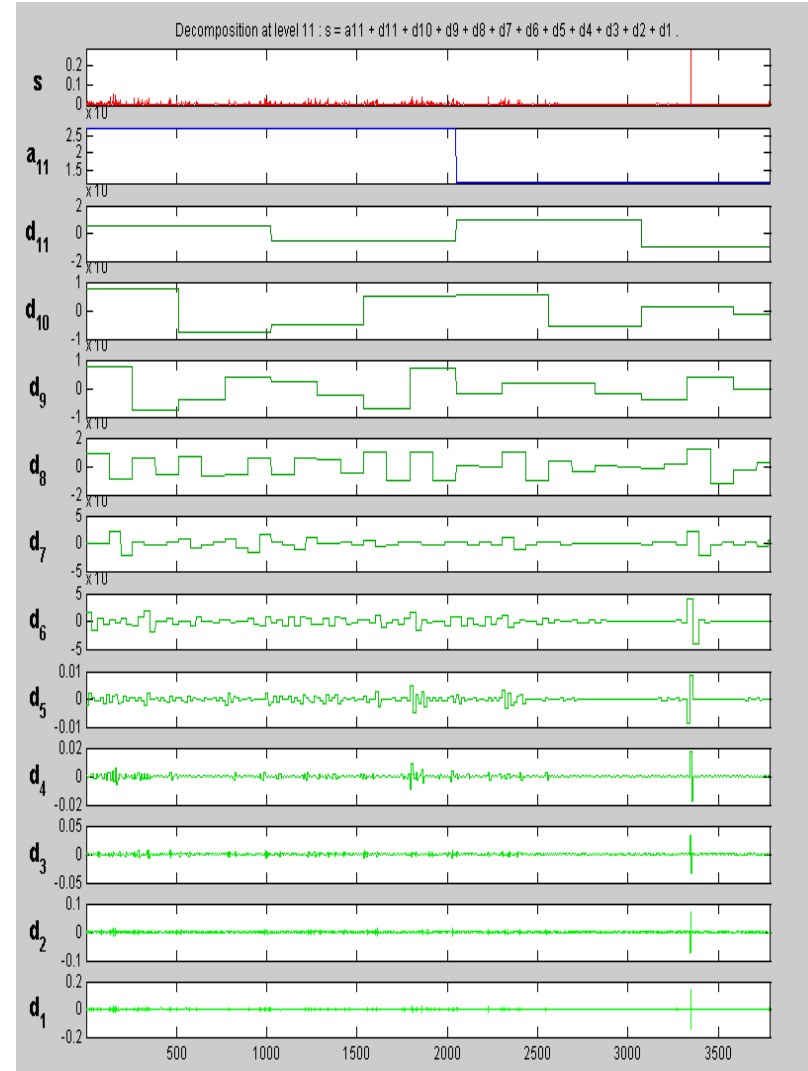
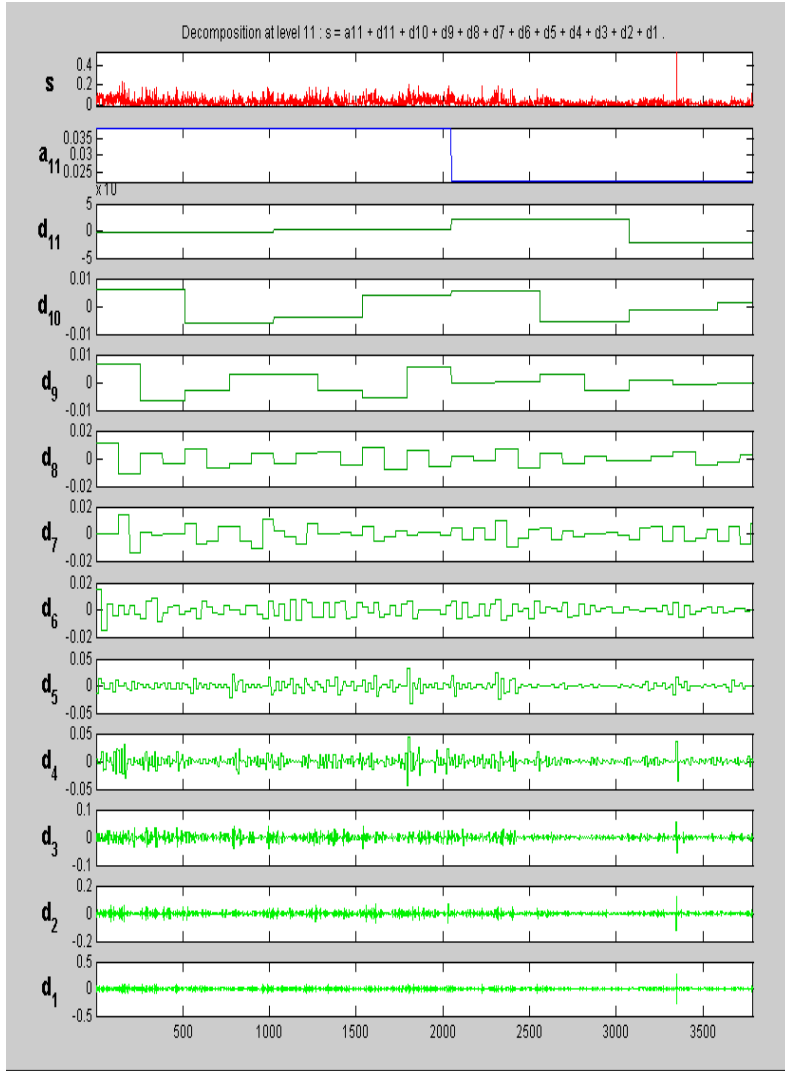
Şekil 4. 9: Arçelik Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



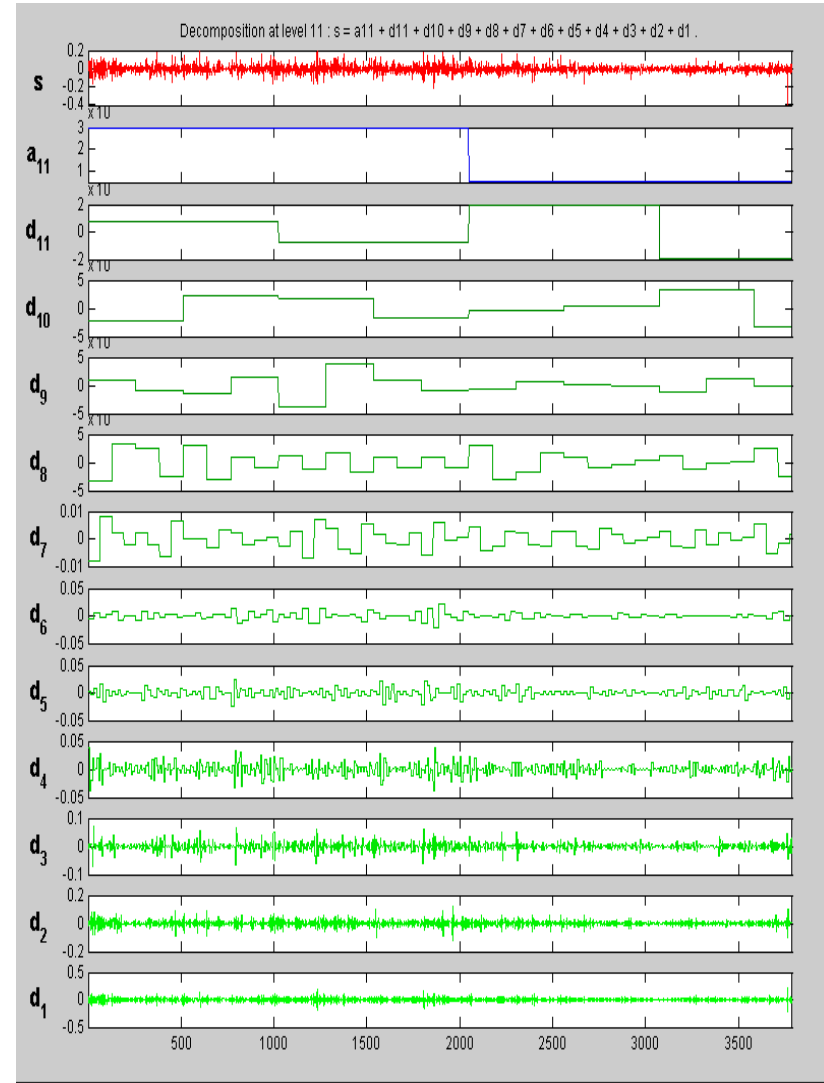
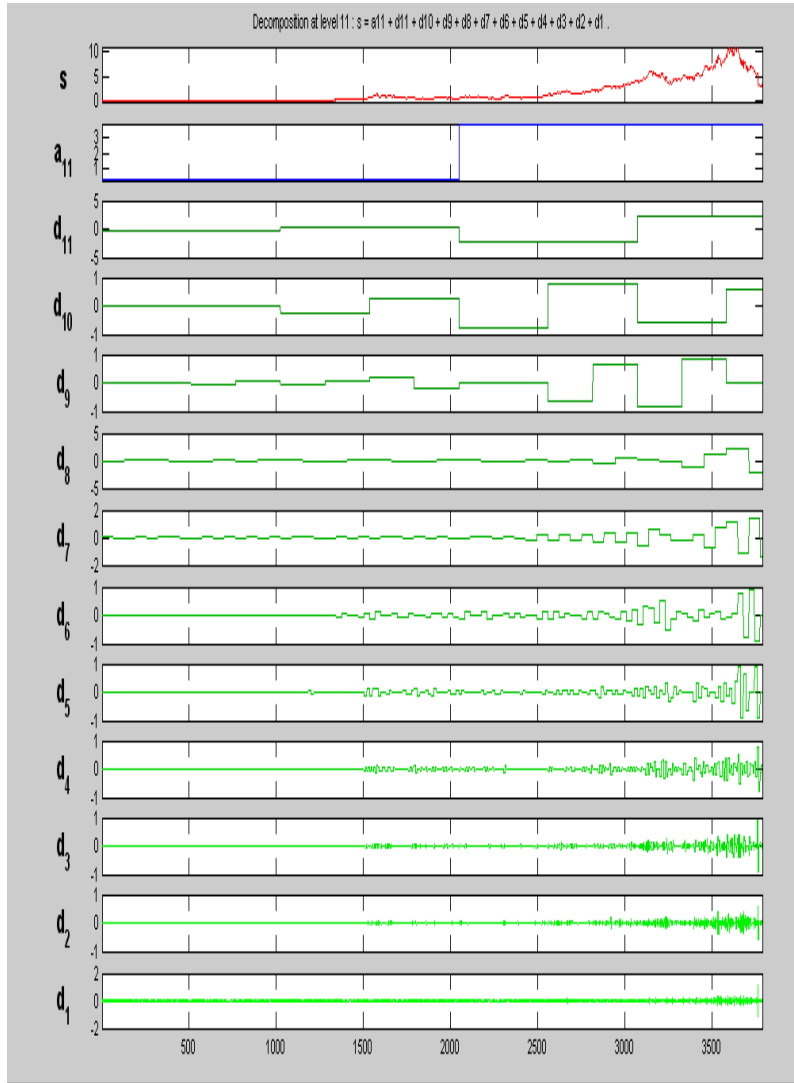
Şekil 4. 10: Arçelik Kareli ve Mutlak Getiri Serileri Dalgacık Katsayıları



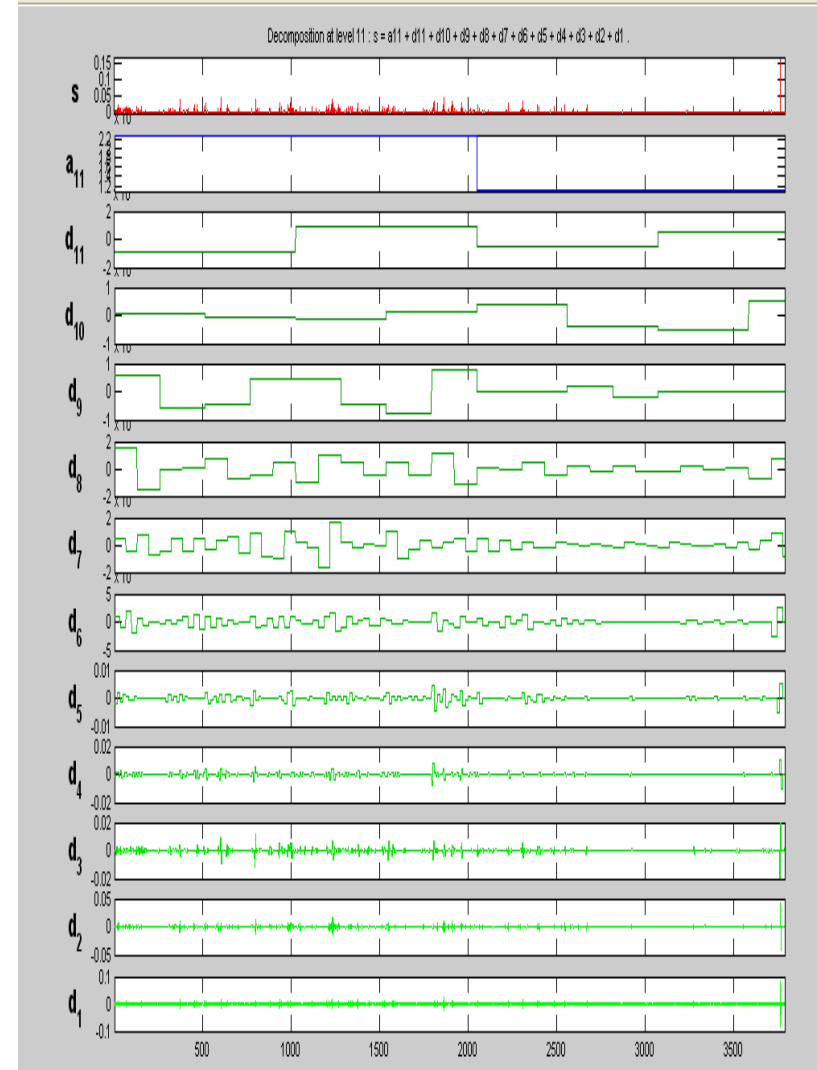
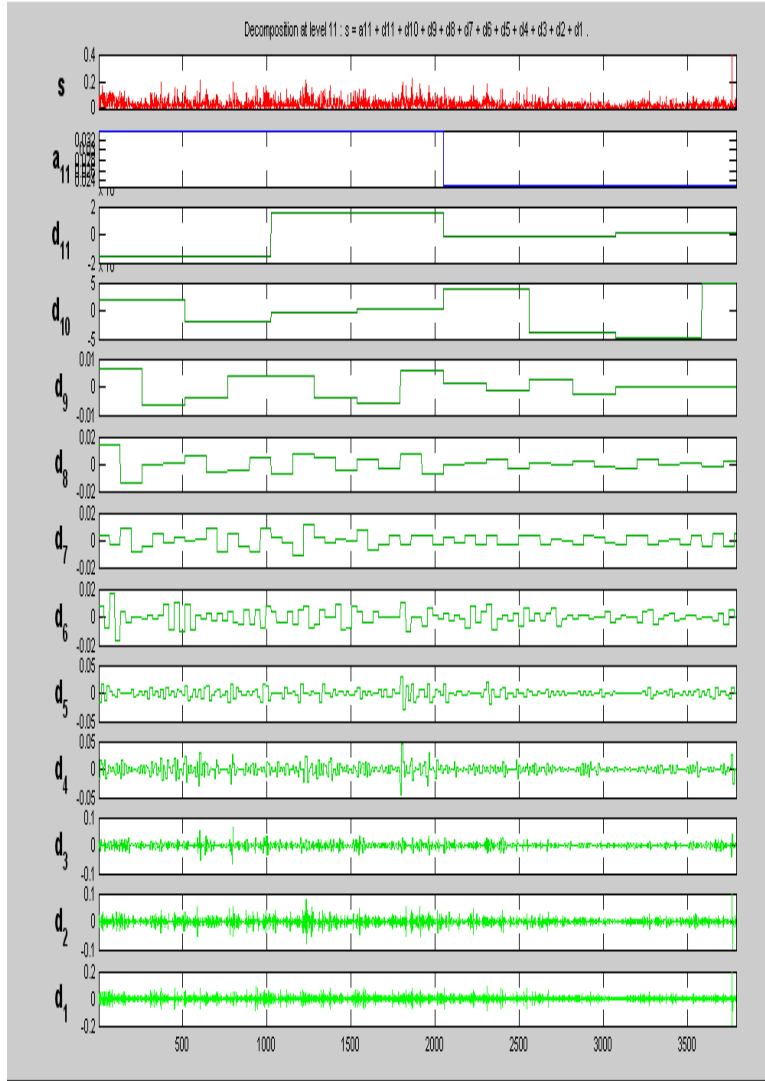
Şekil 4. 11: Doğan Holding Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



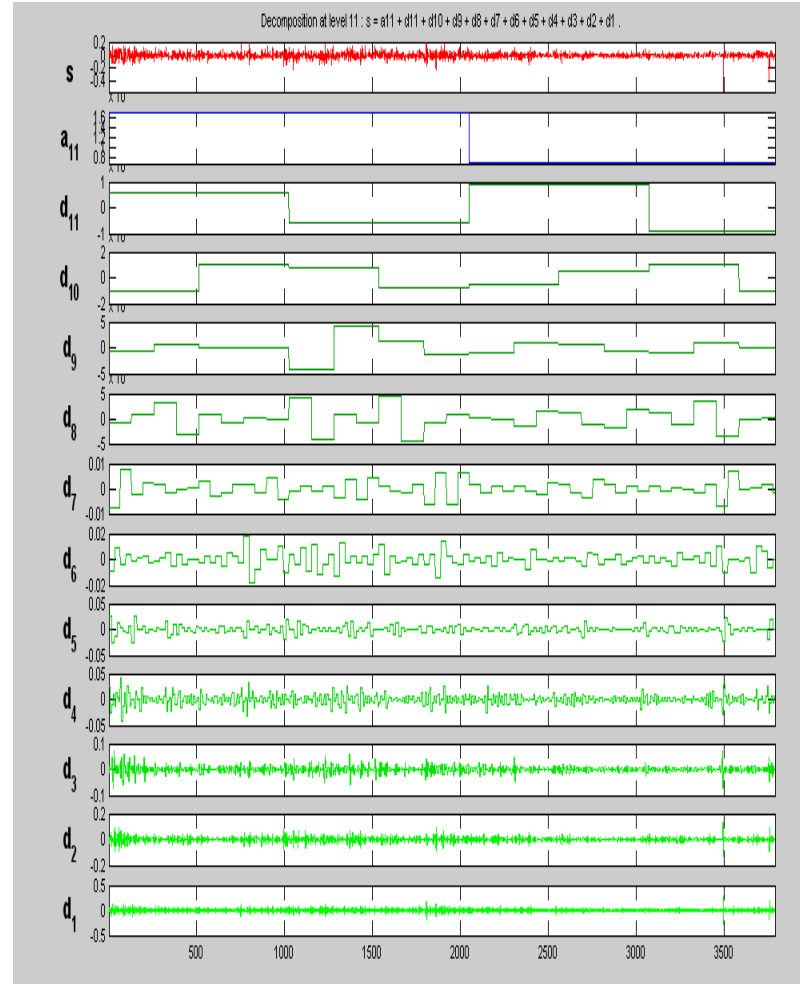
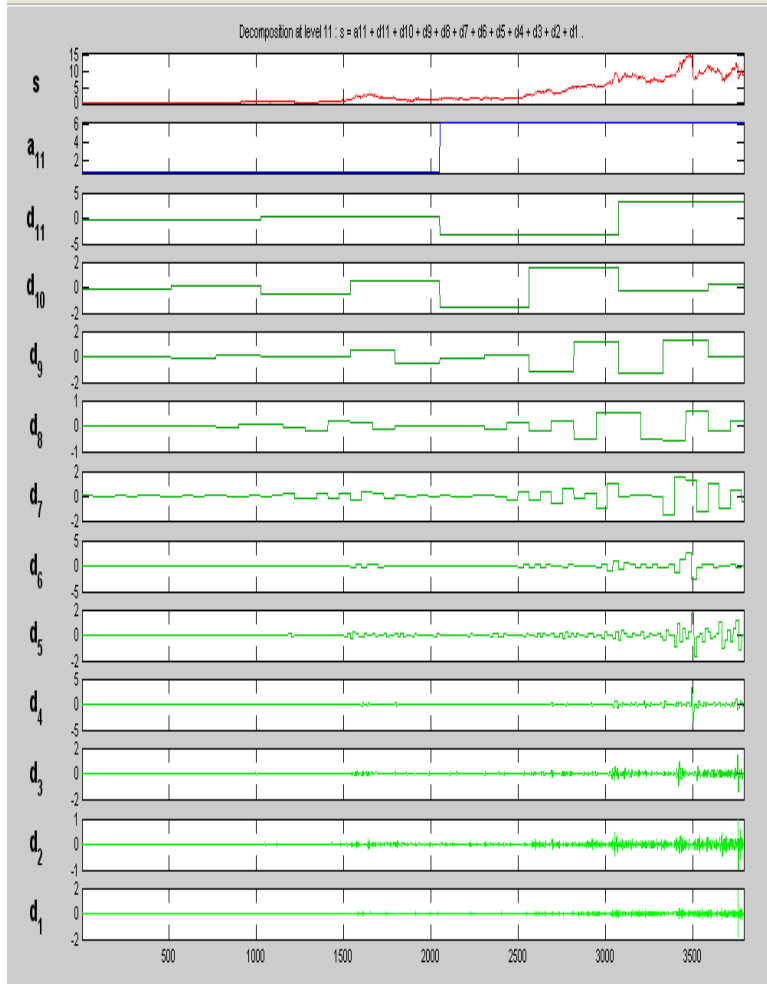
Şekil 4. 12: Doğan Holding Kareli ve Mutlak Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



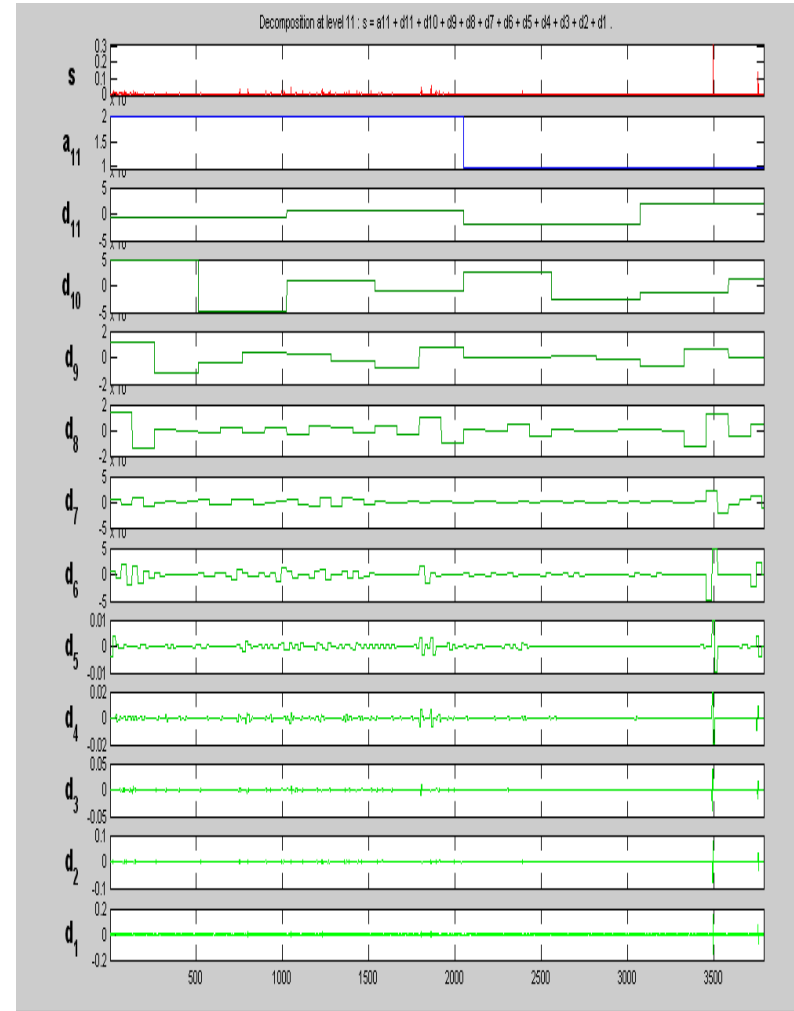
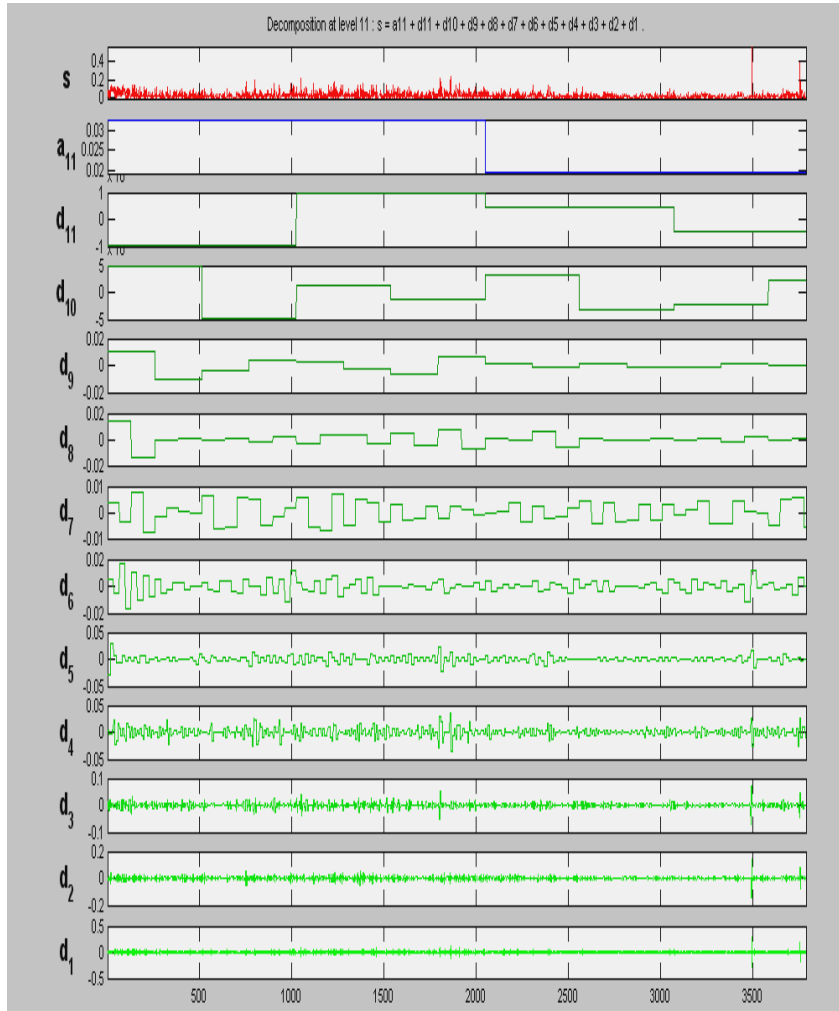
Şekil 4. 13: Garanti Bankası Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



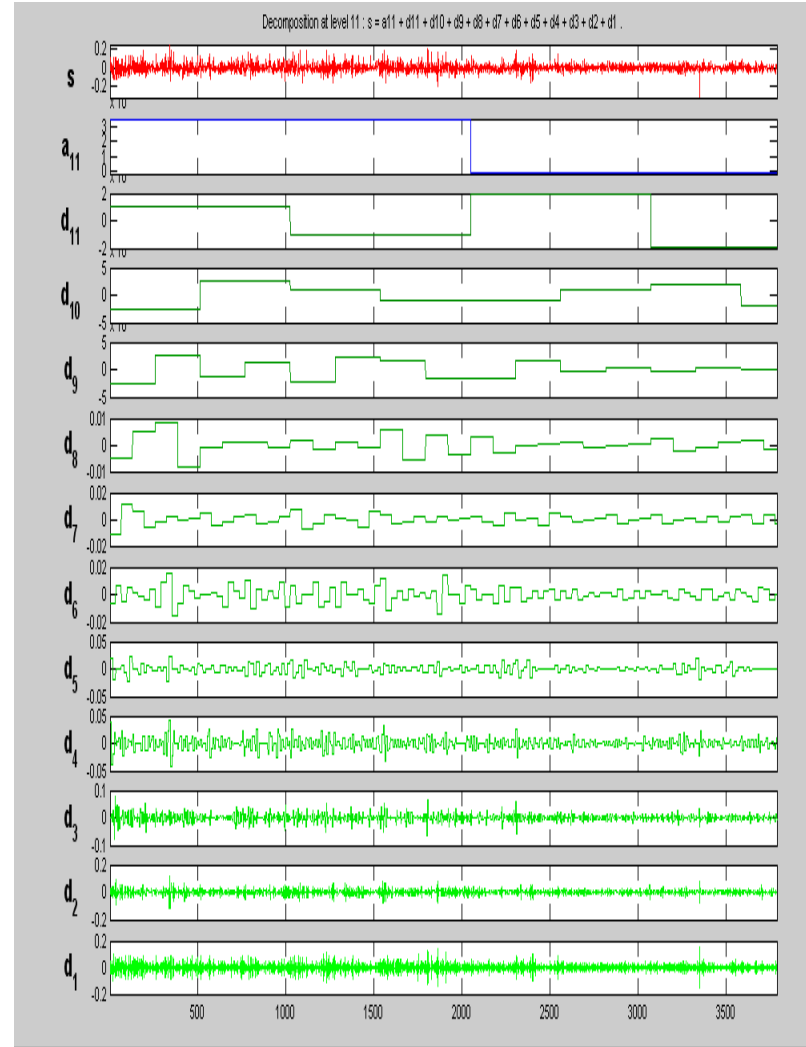
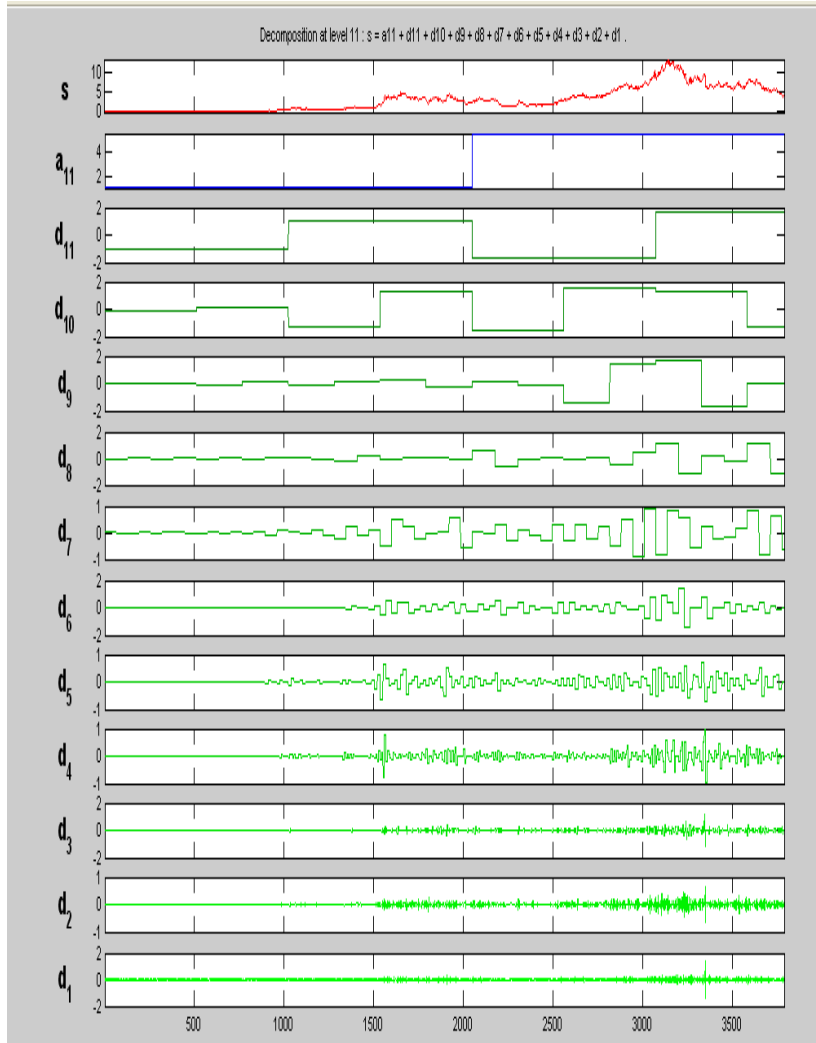
Şekil 4. 14: Garanti Bankası Kareli ve Mutlak Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



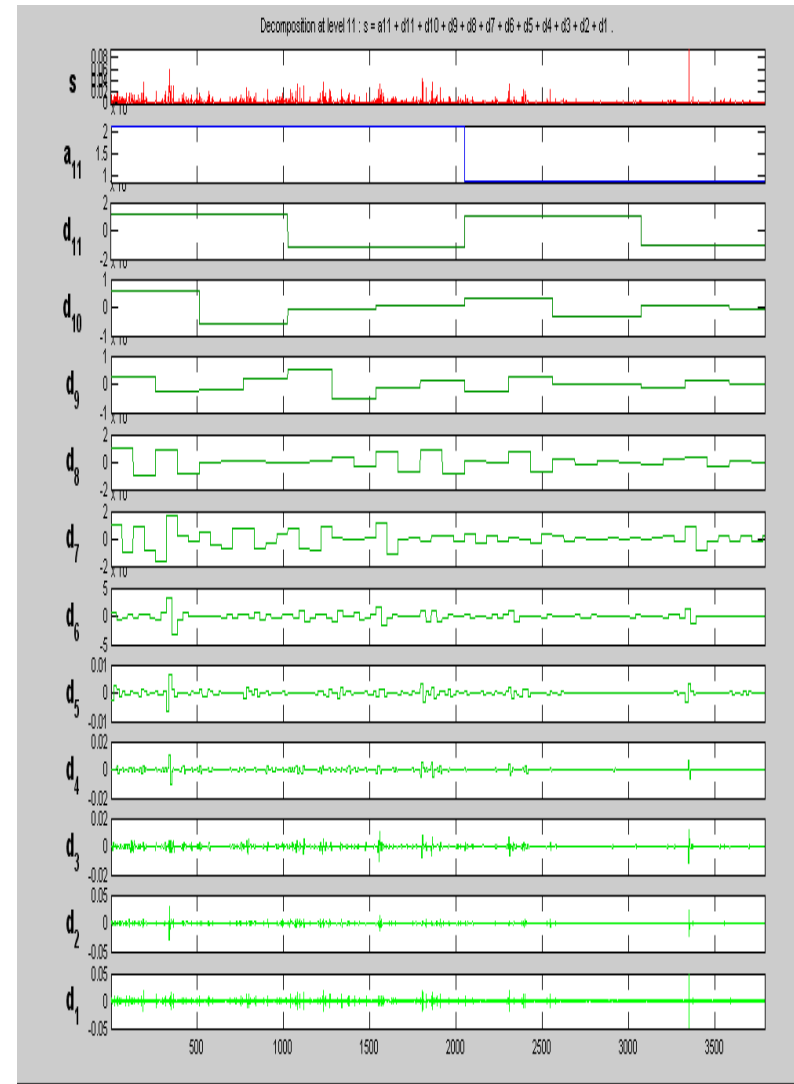
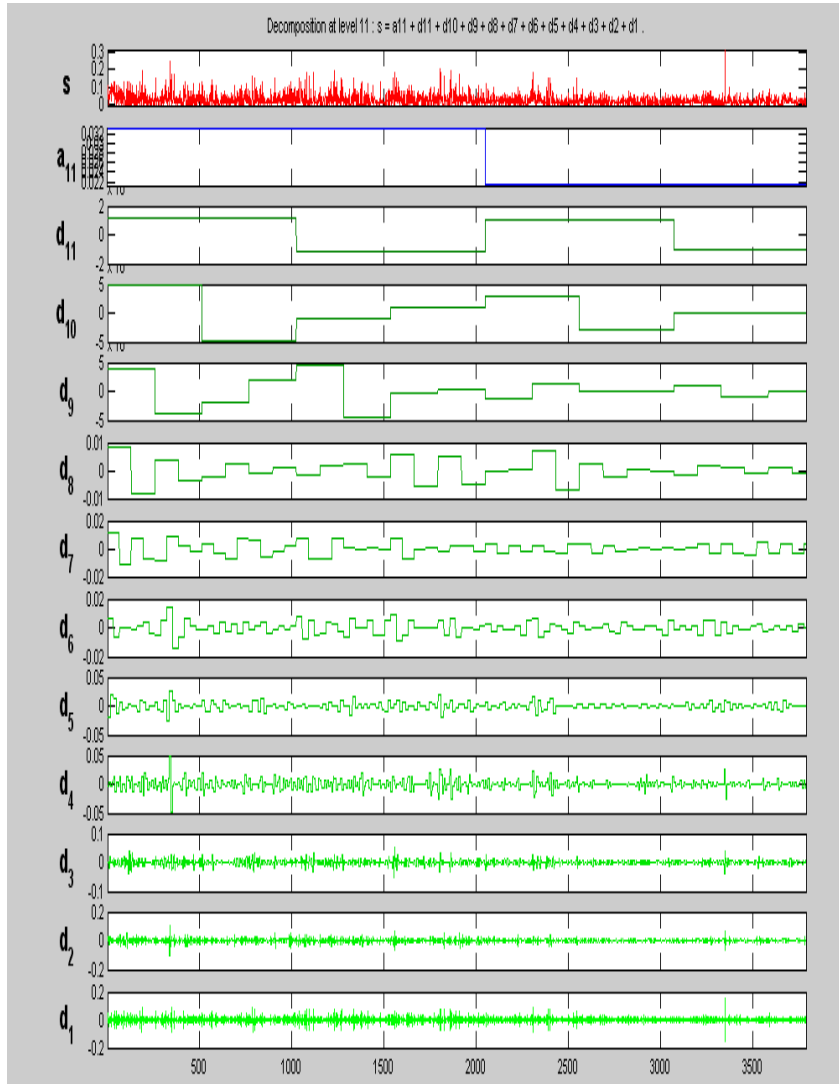
Şekil 4. 15: Ereğli Demir Çelik Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



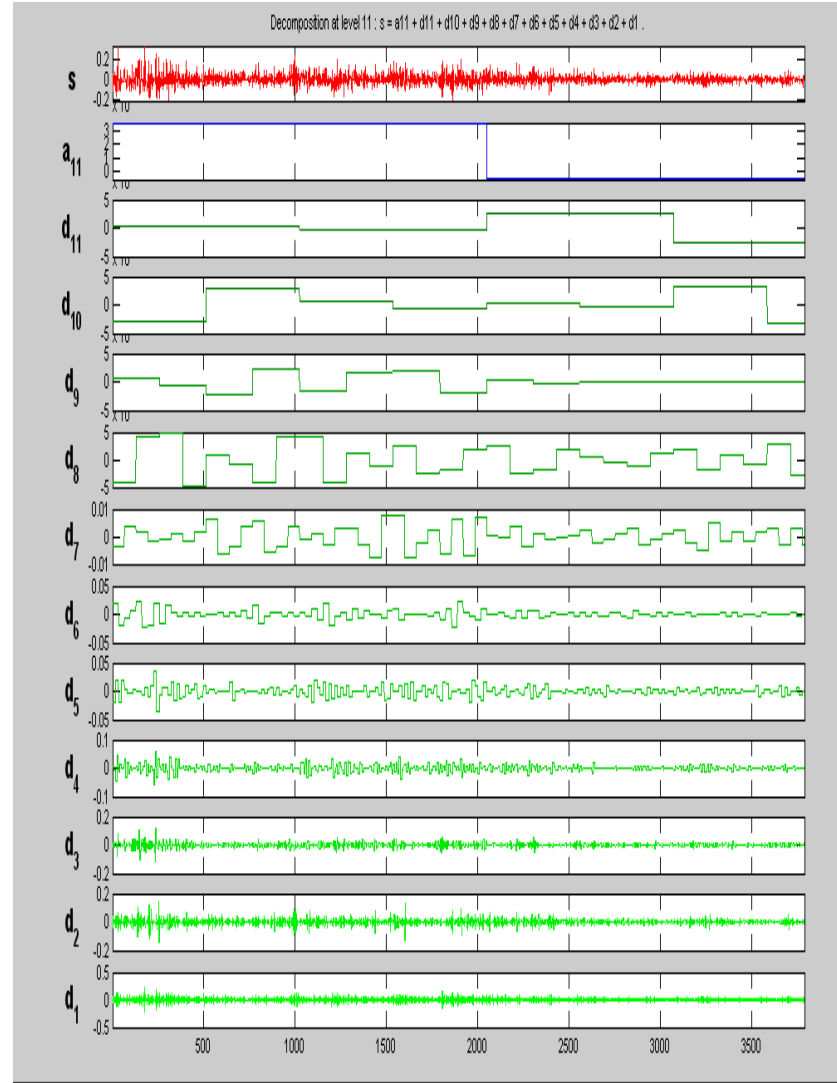
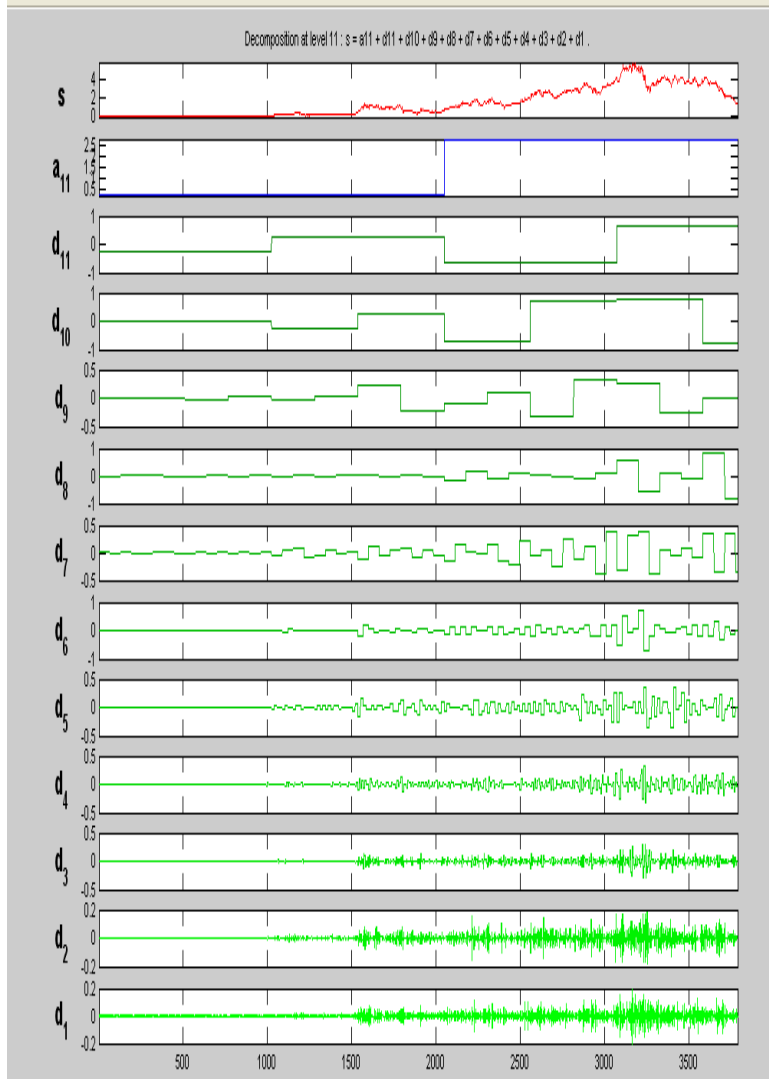
Şekil 4. 16: Ereğli Demir Çelik Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



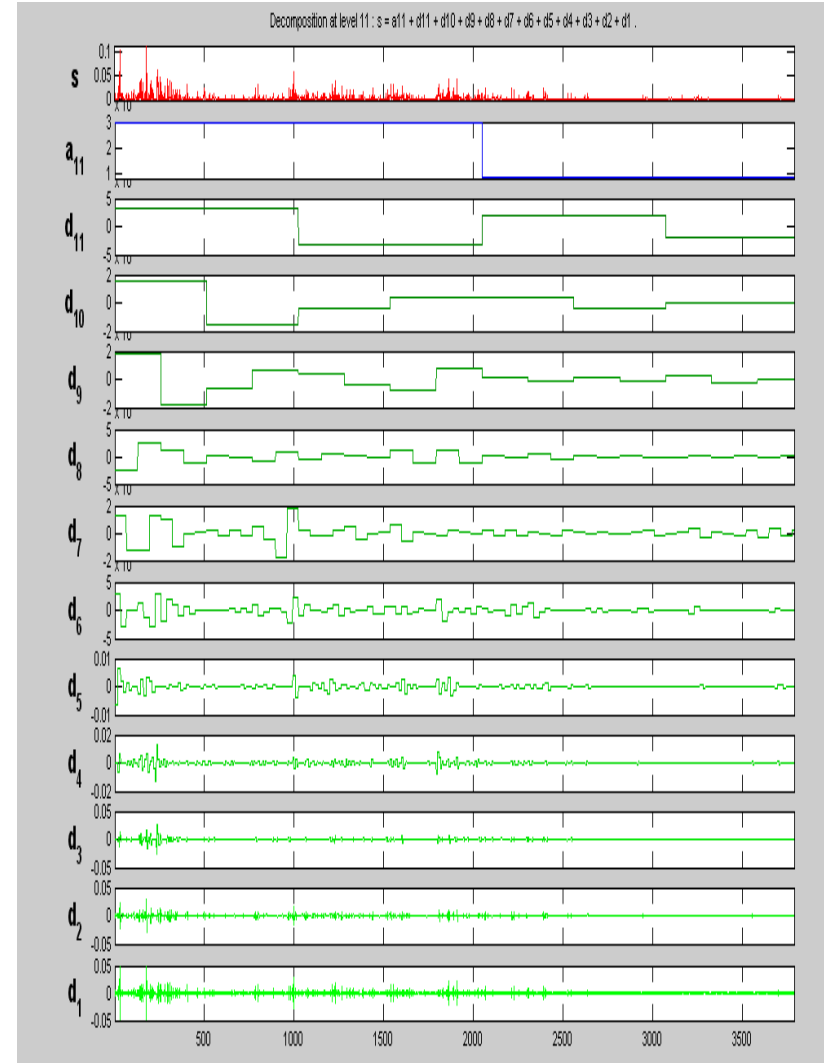
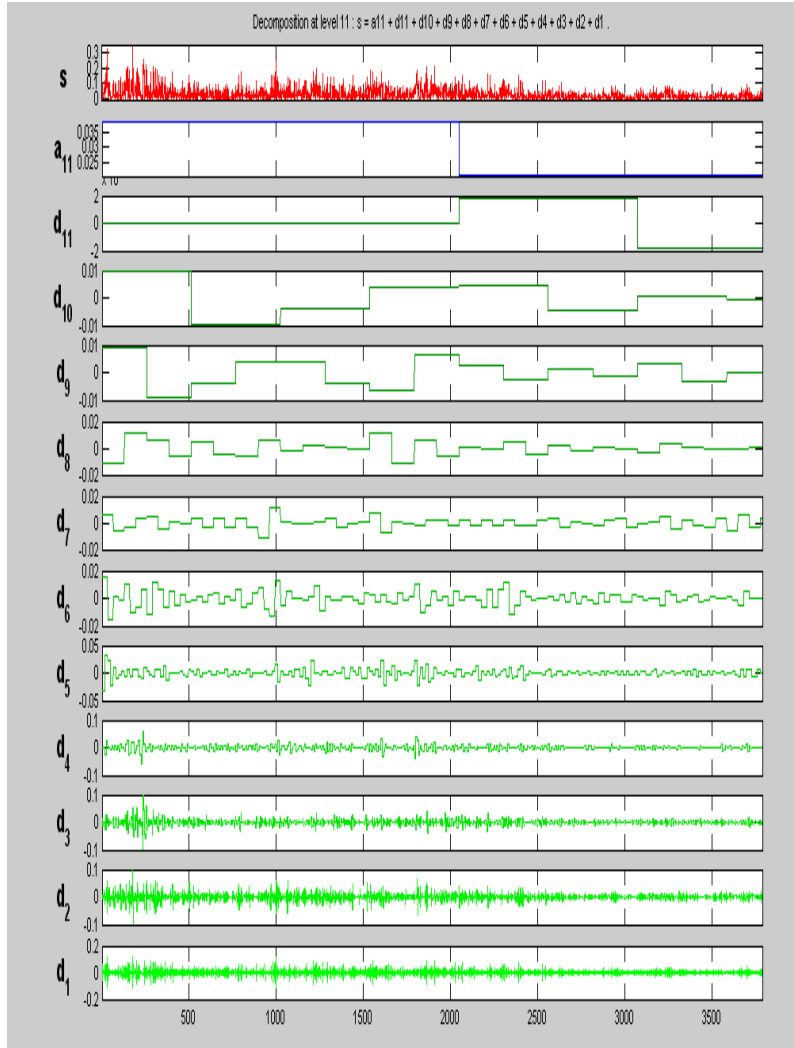
Şekil 4. 17: İş C Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



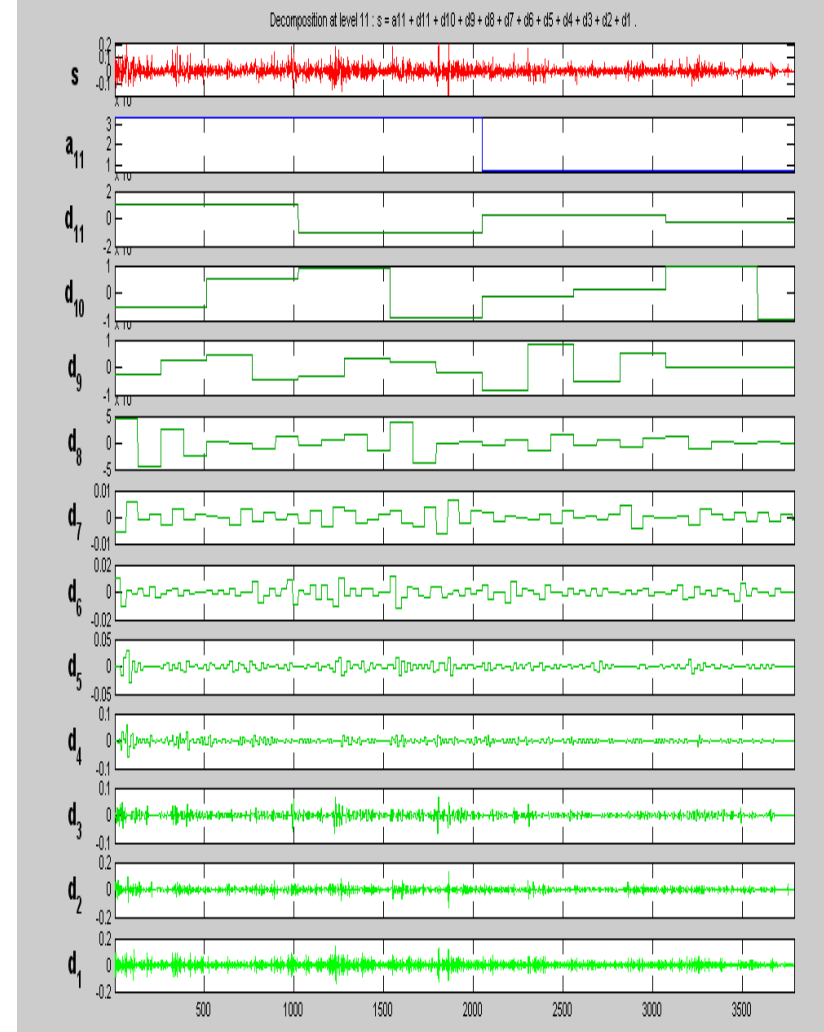
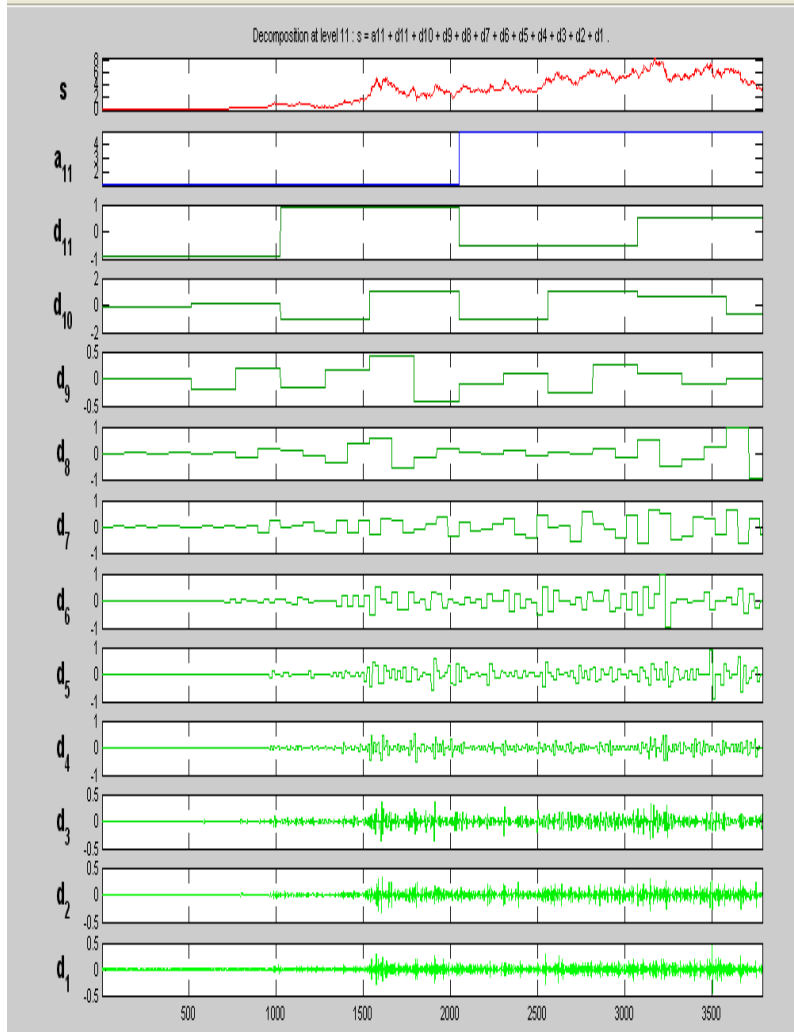
Şekil 4. 18: İş C Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



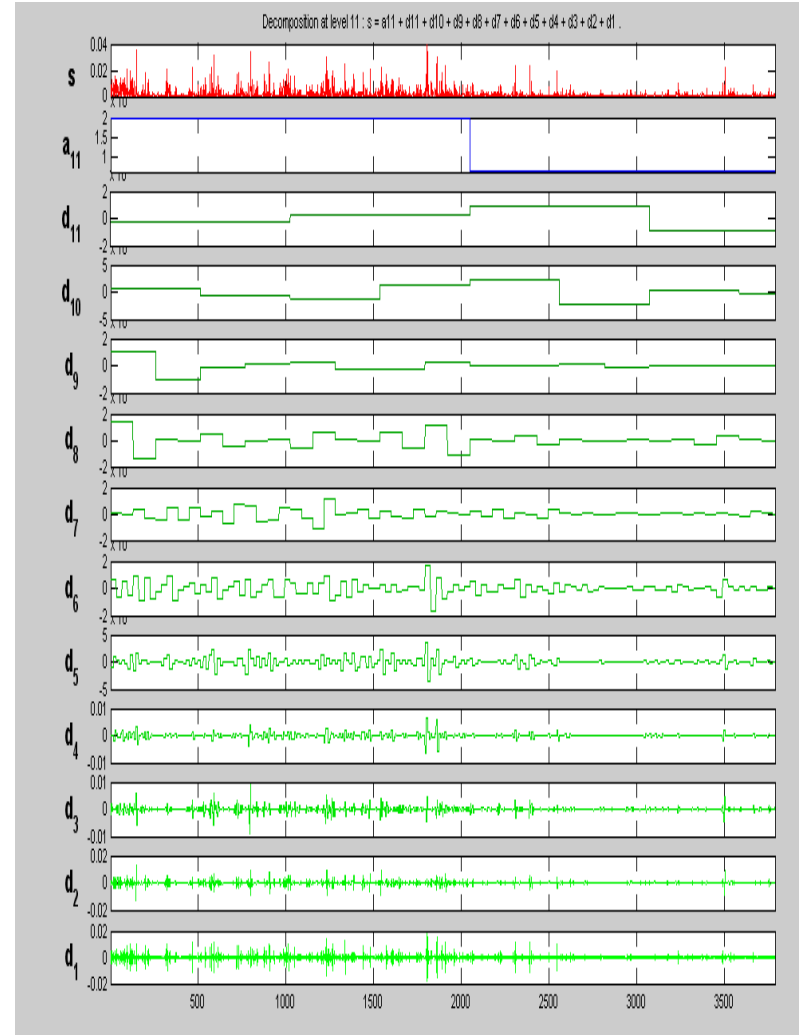
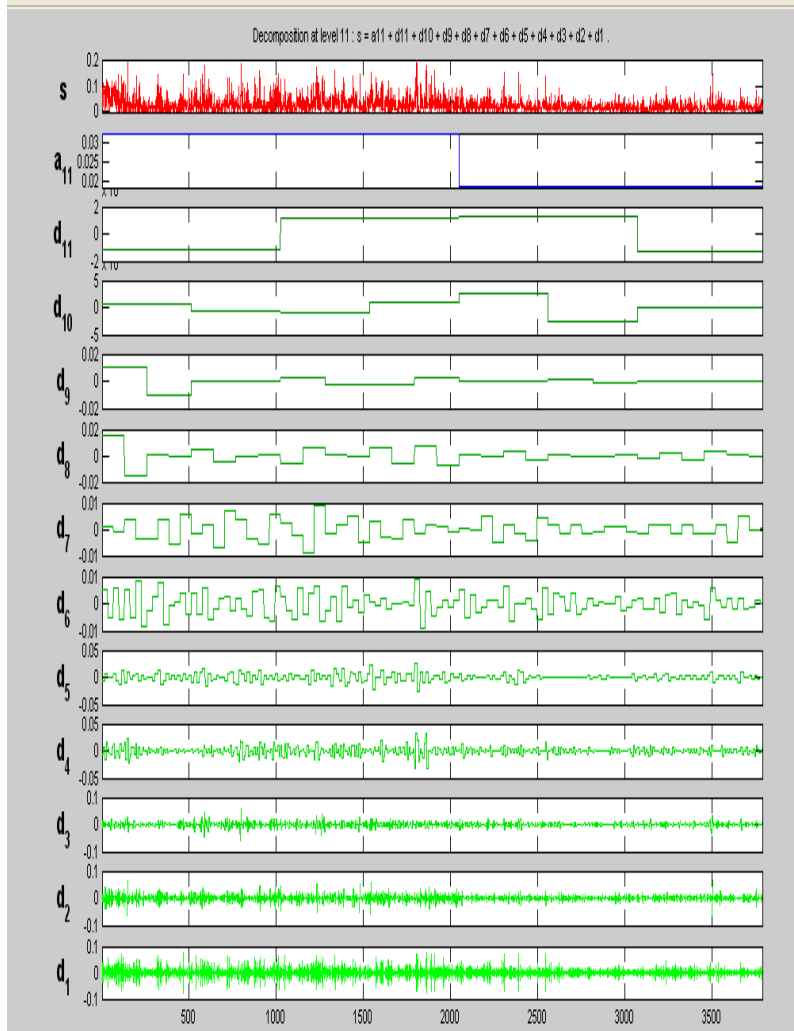
Şekil 4. 19: Hürriyet Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



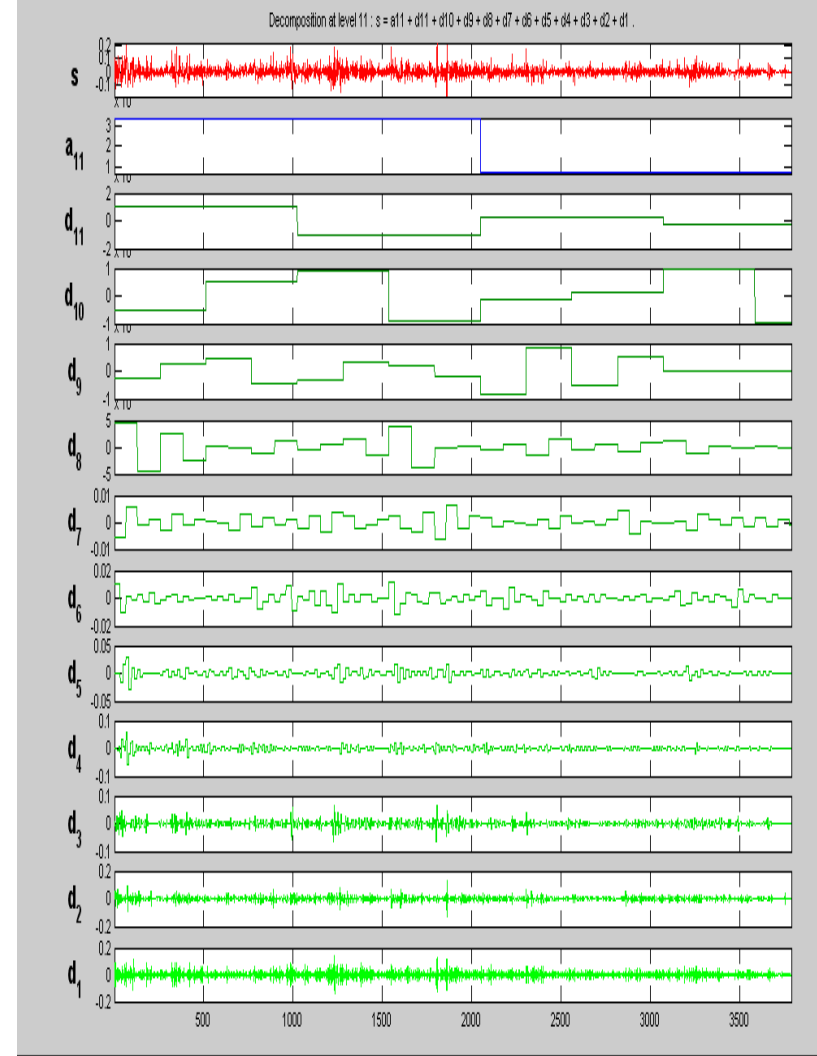
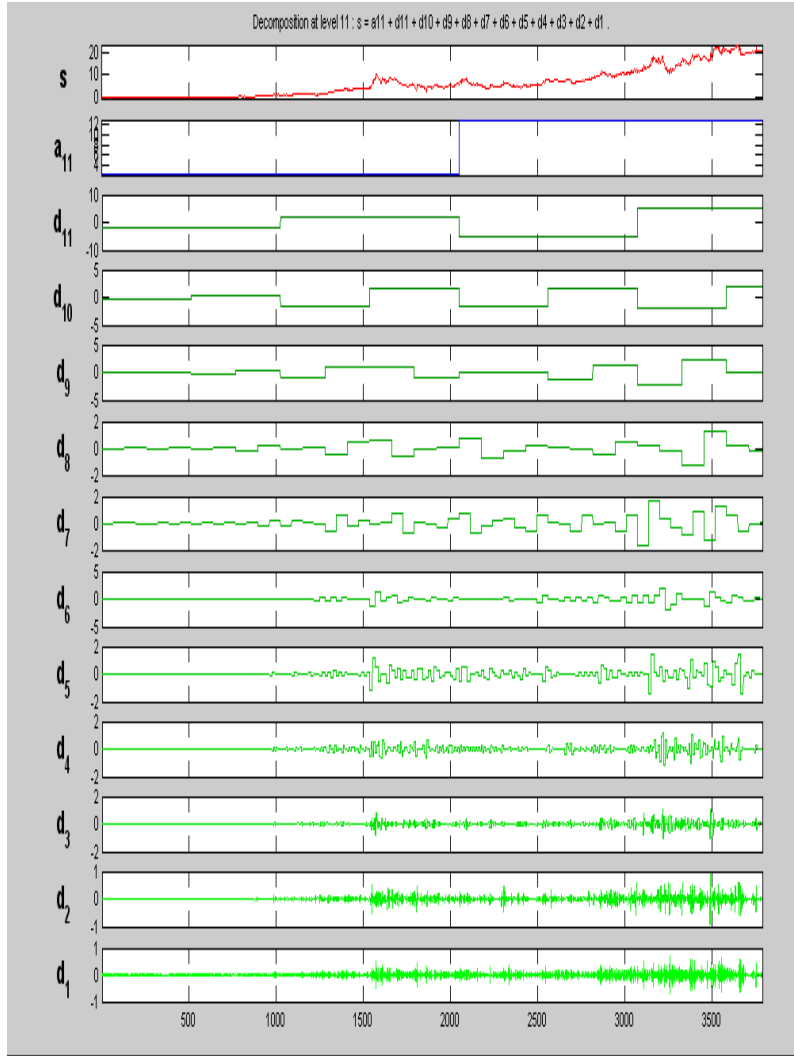
Şekil 4. 20: Hürriyet Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



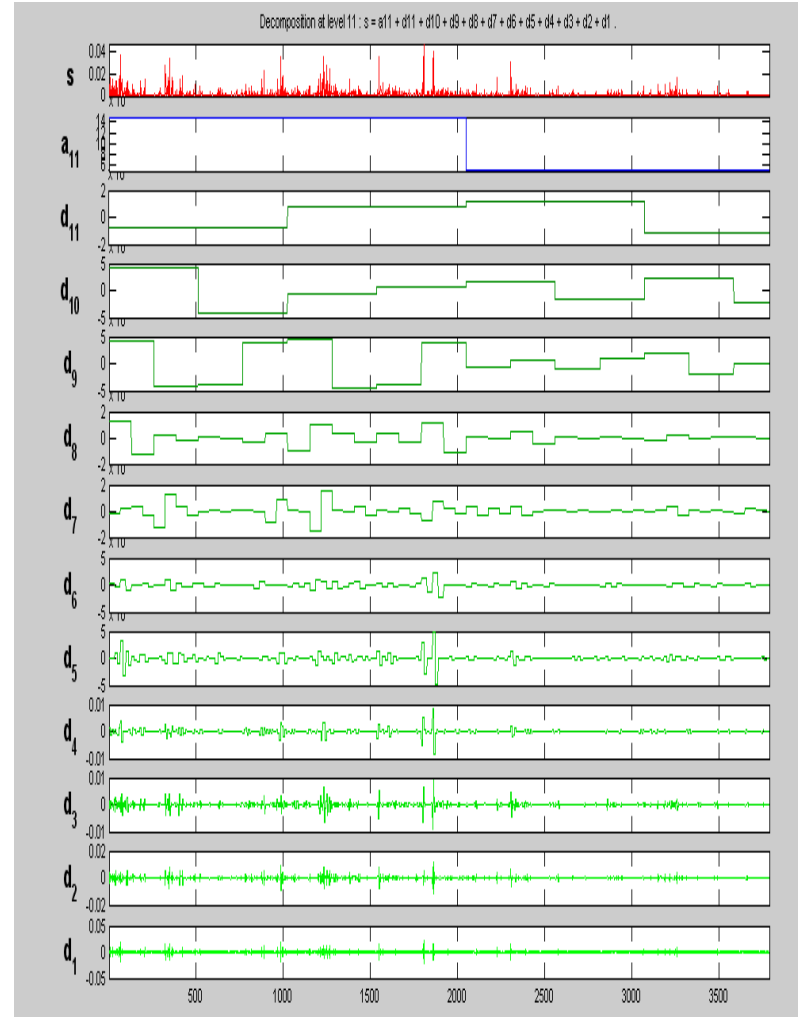
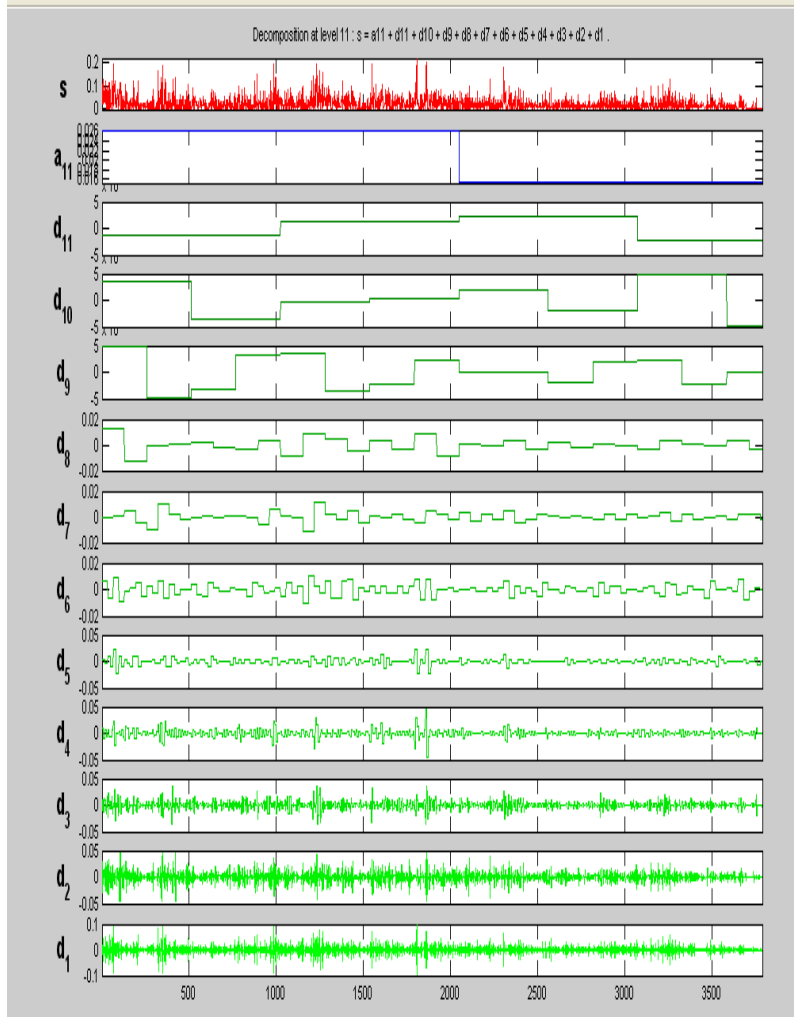
Şekil 4. 21: Koç Holding Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



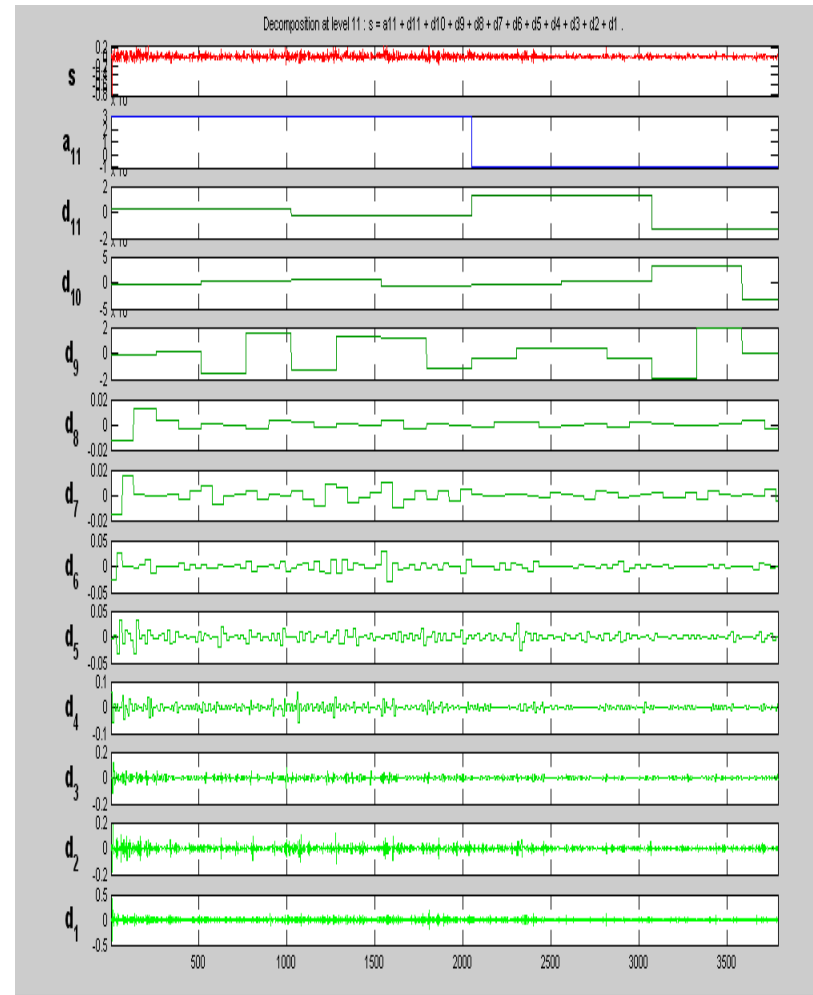
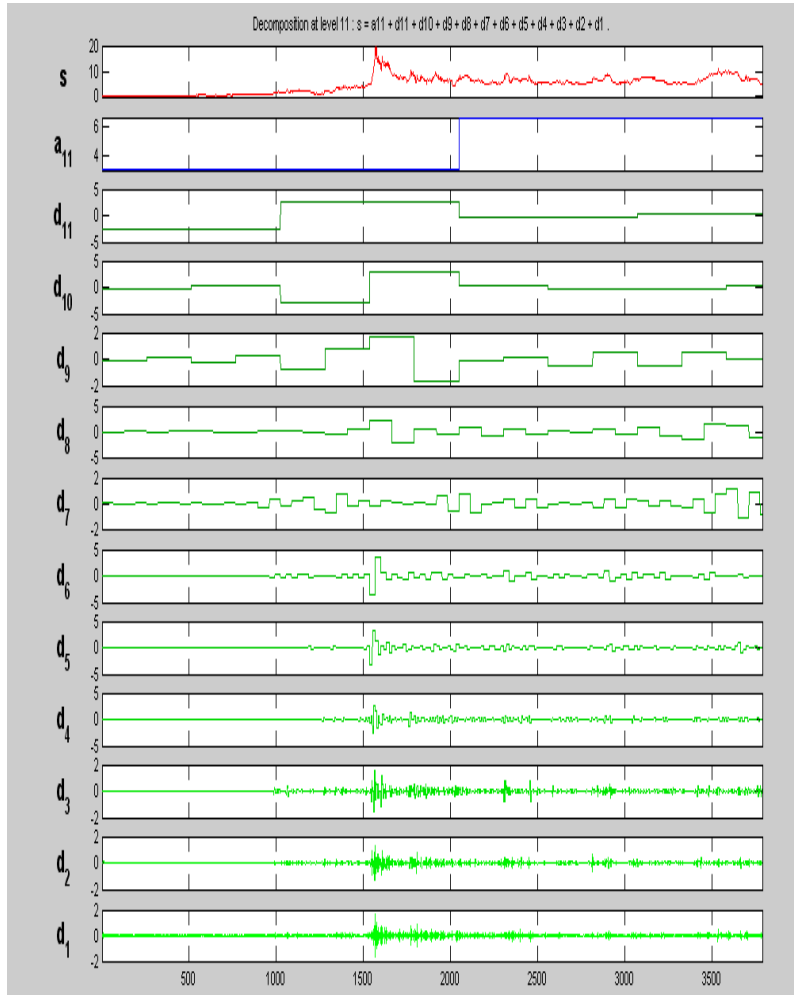
Şekil 4. 22: Koç Holding Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



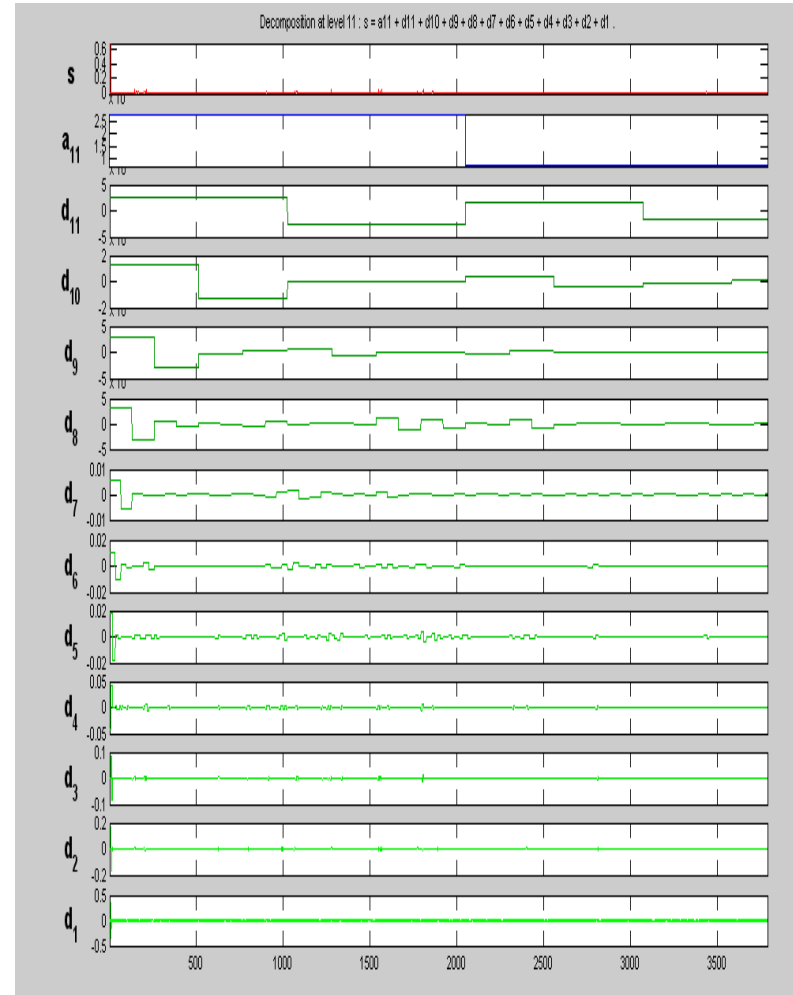
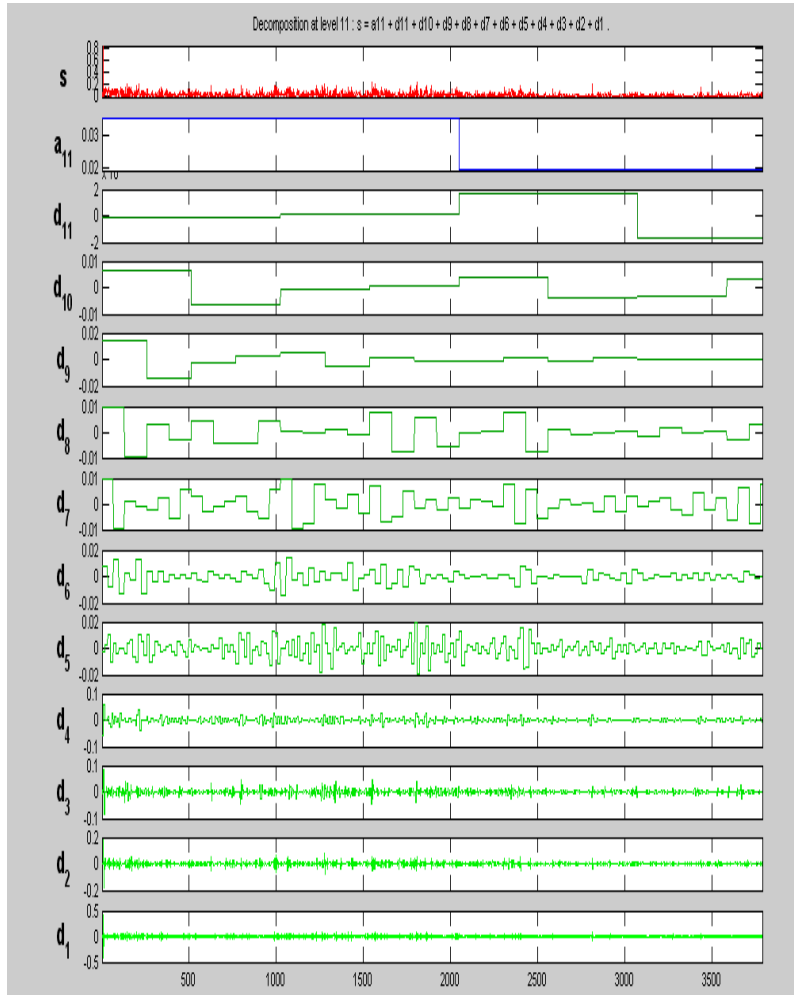
Şekil 4. 23: Migros Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



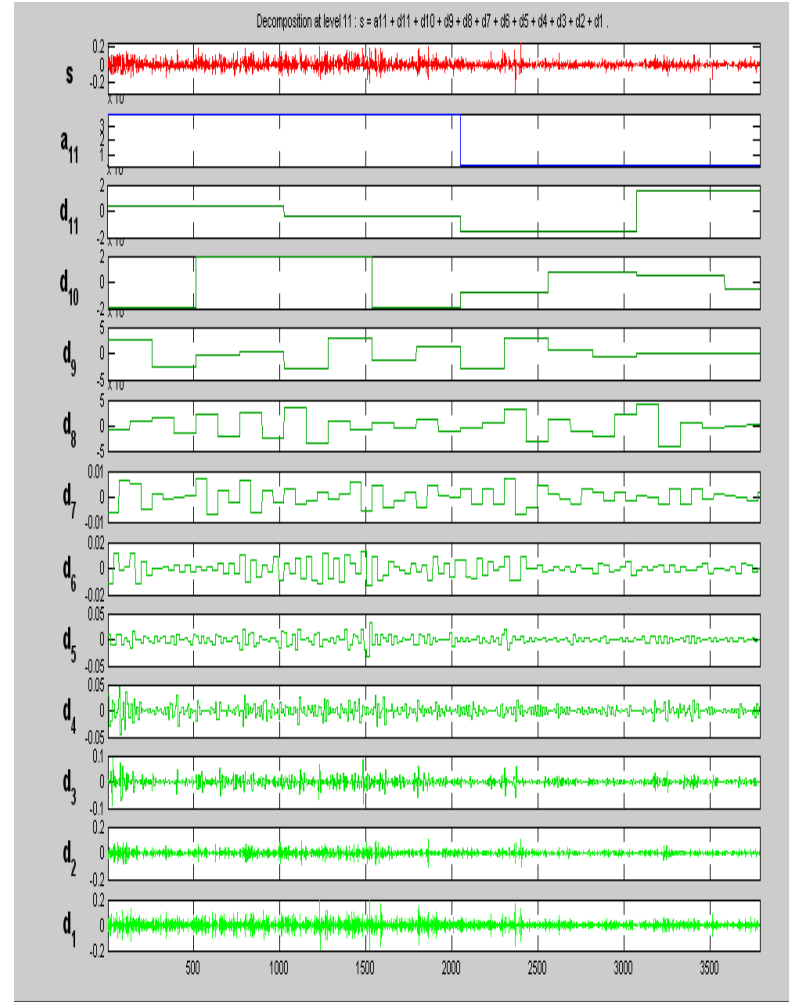
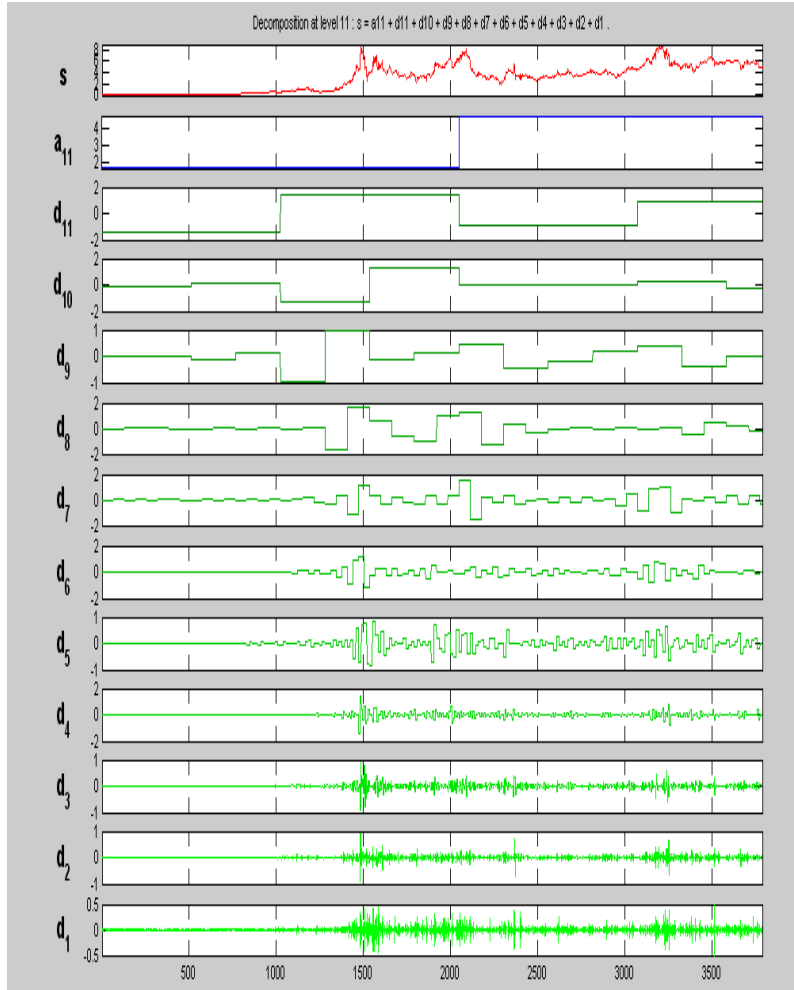
Şekil 4. 24: Migros Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



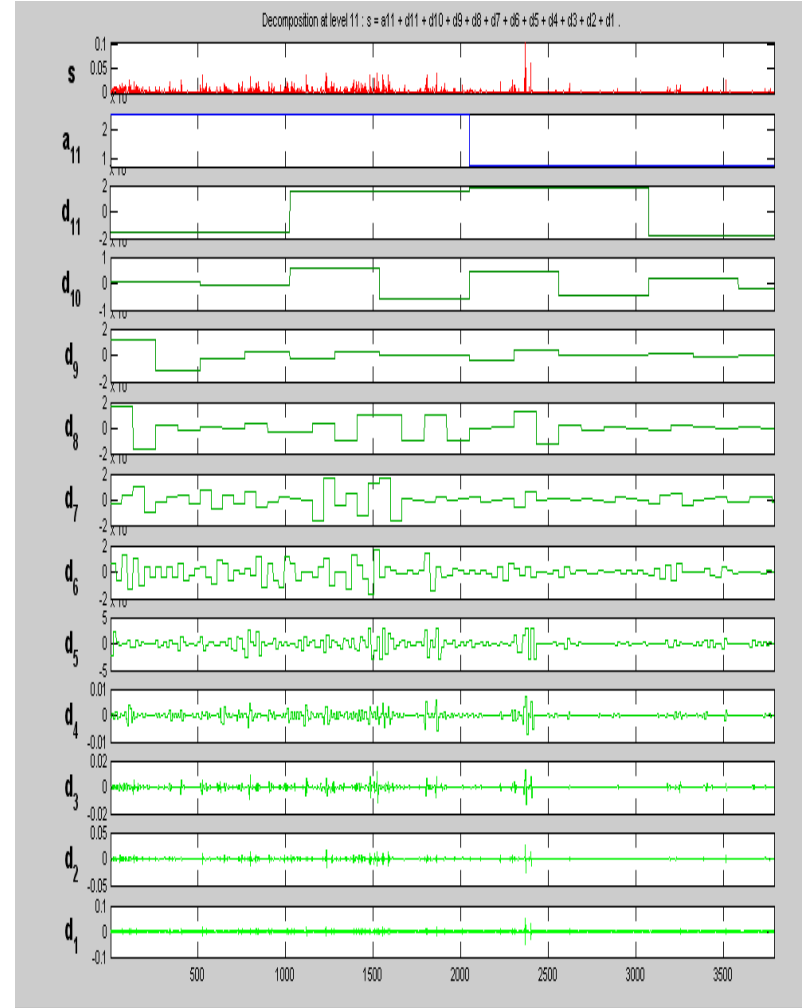
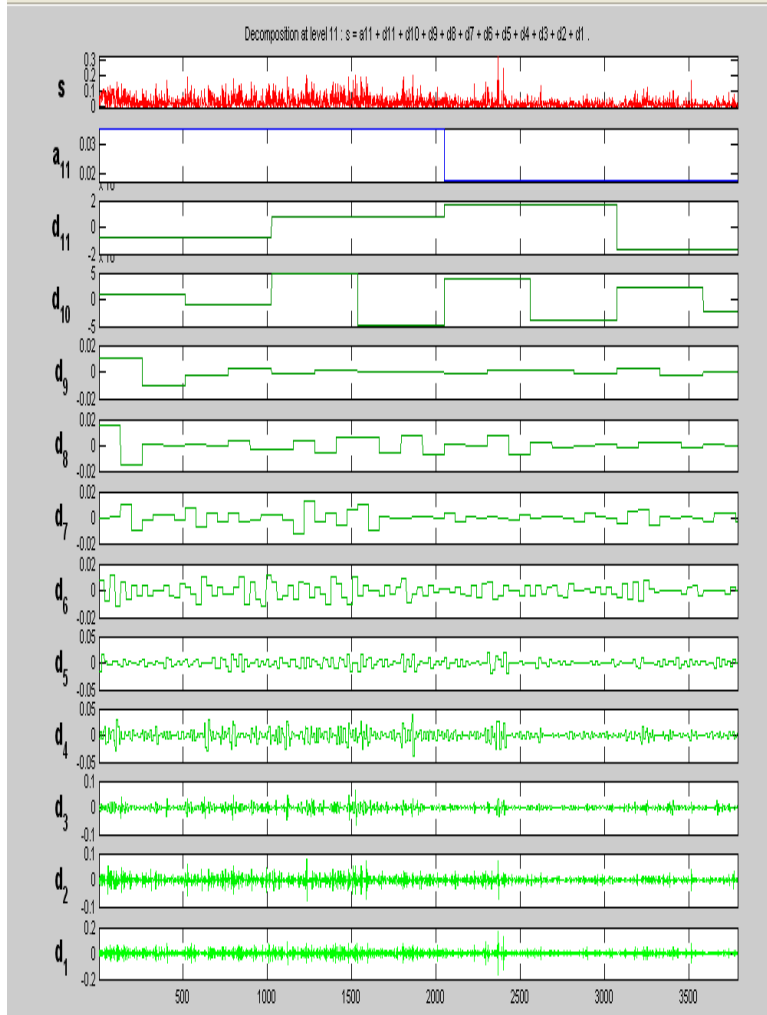
Şekil 4. 25: Petkim Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



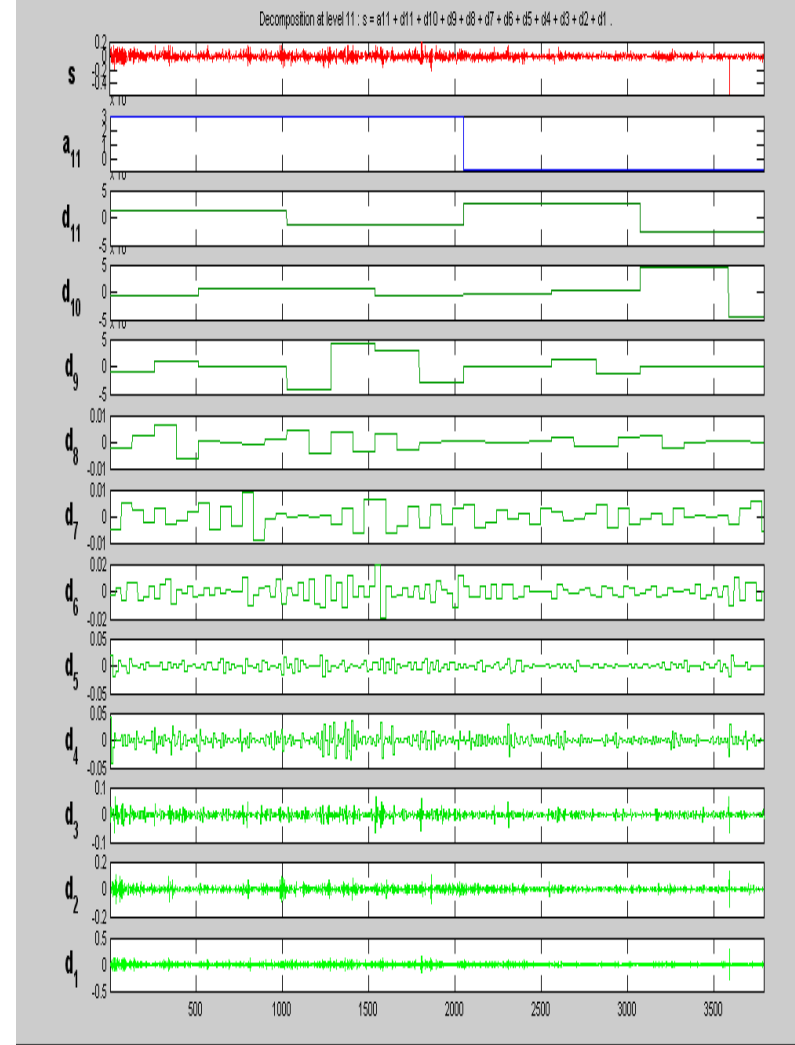
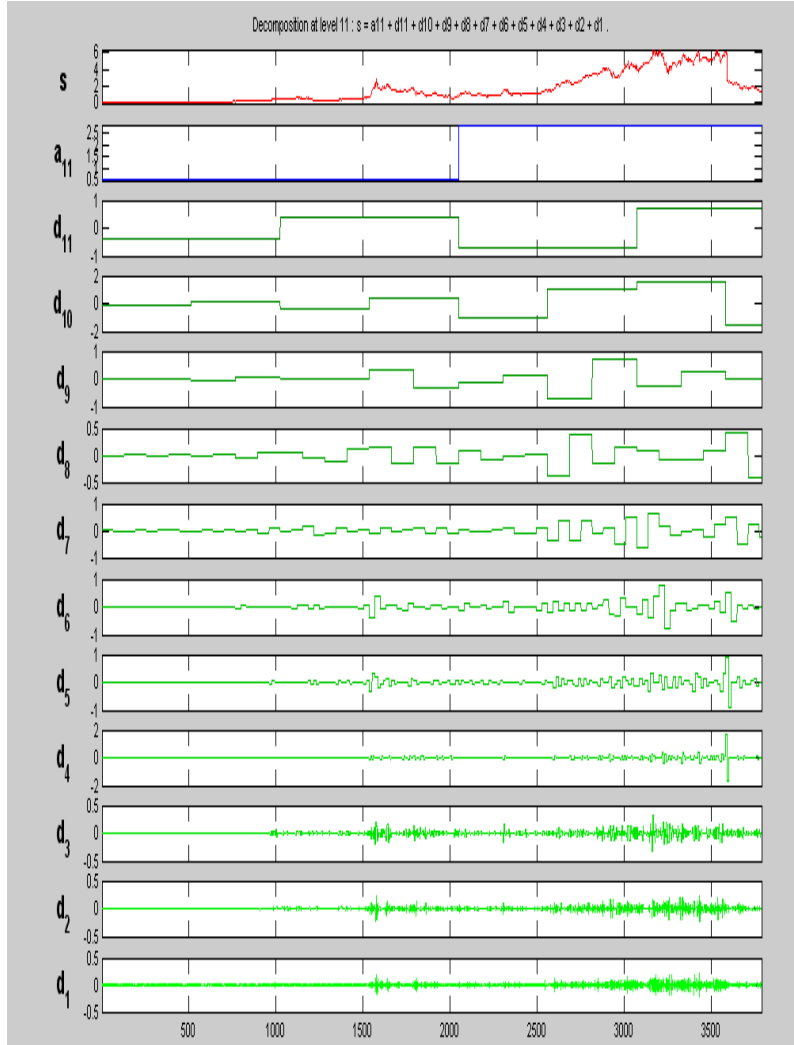
Şekil 4. 26: Petkim Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



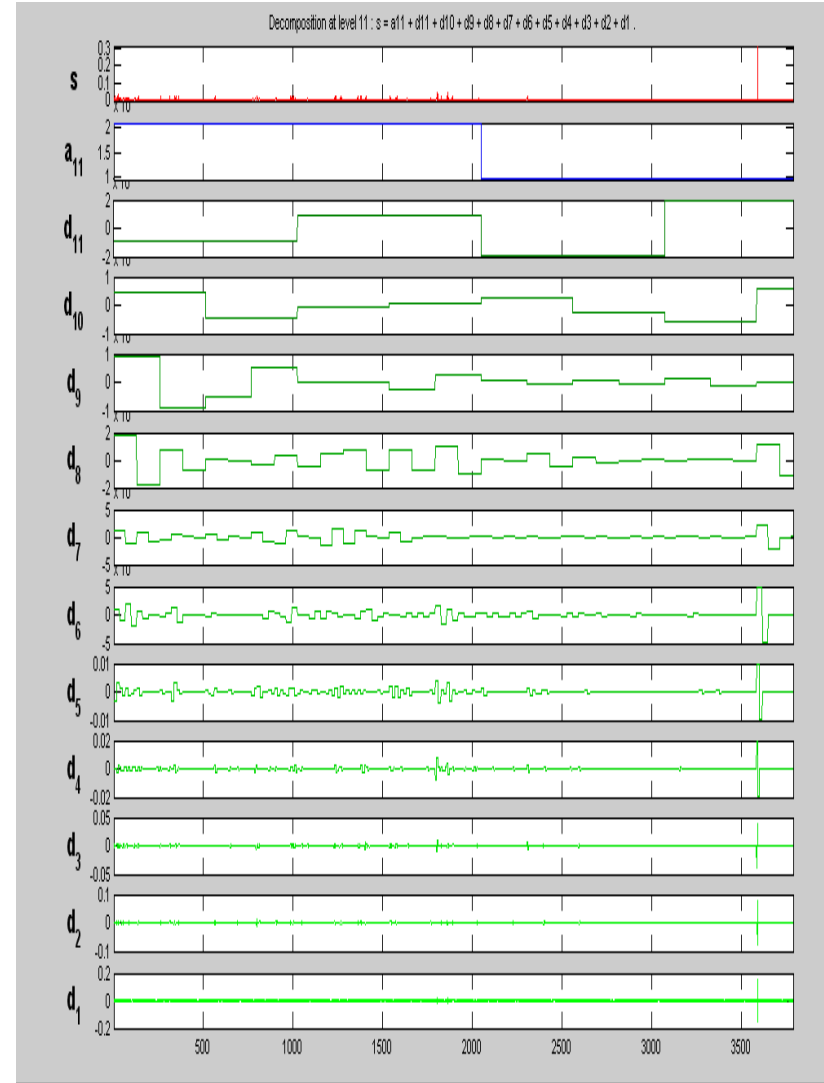
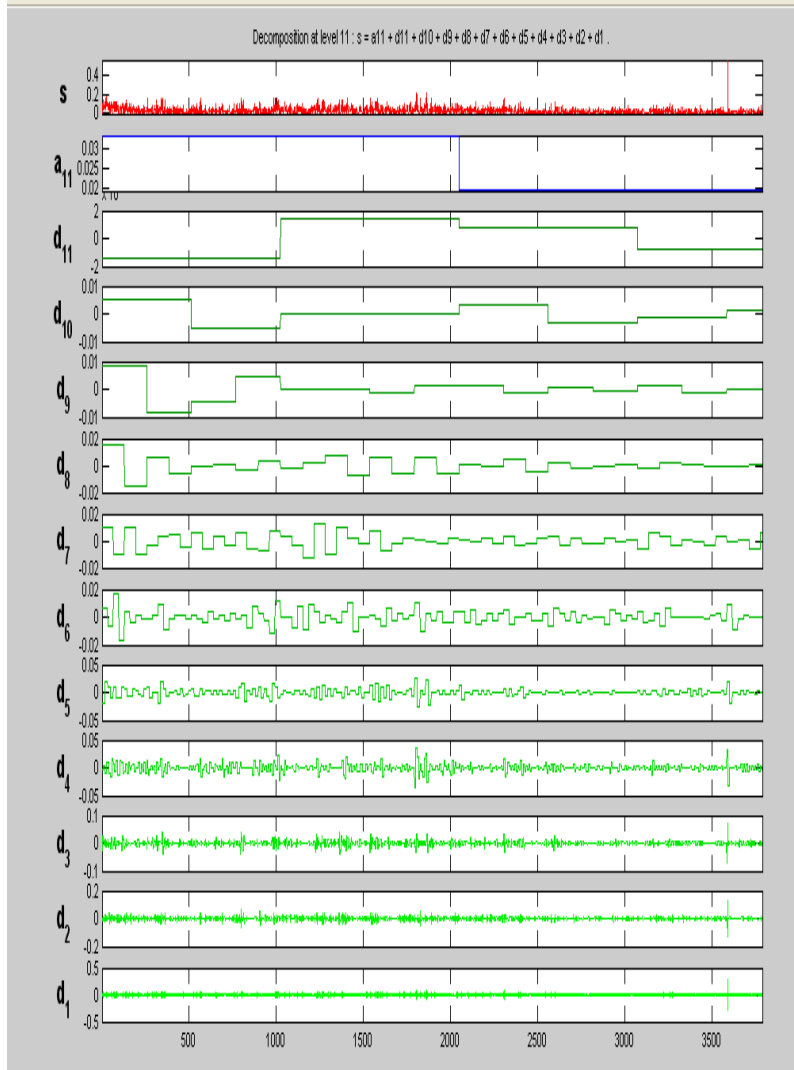
Şekil 4. 27: Petrol Ofisi Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



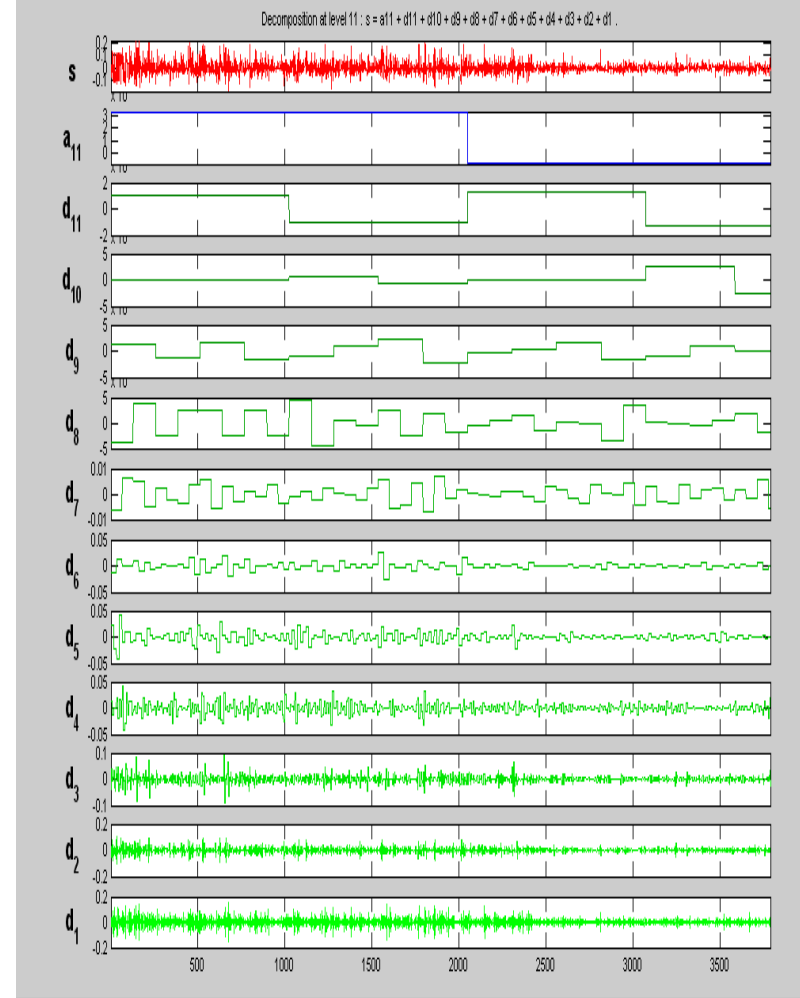
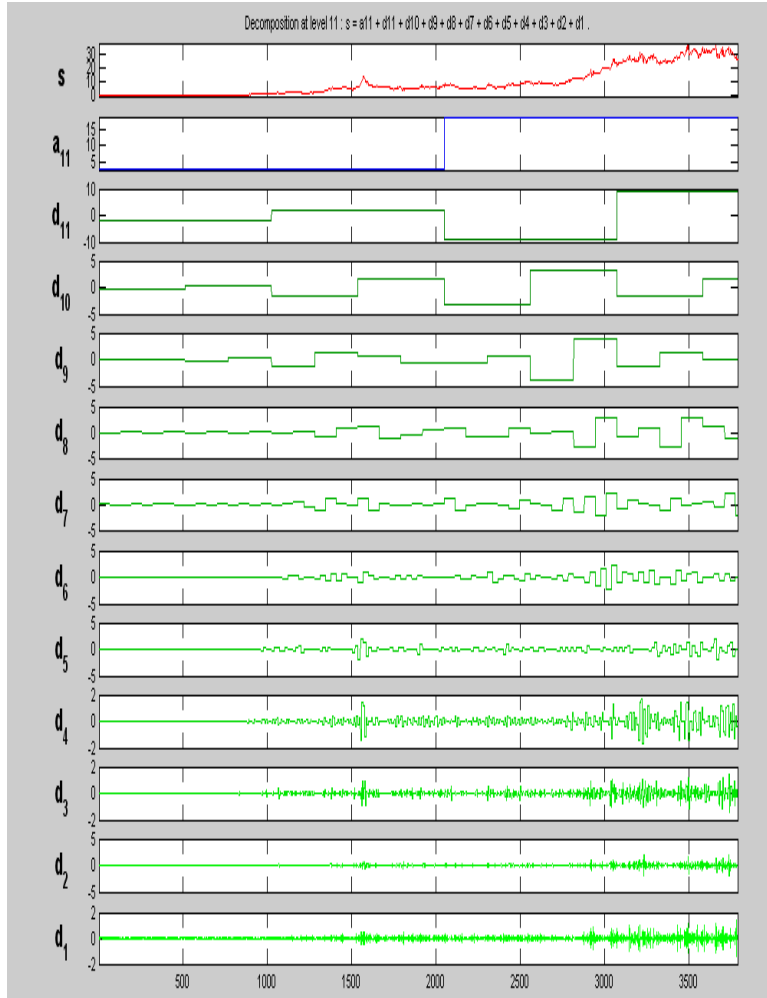
Şekil 4. 28: Petrol Ofisi Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



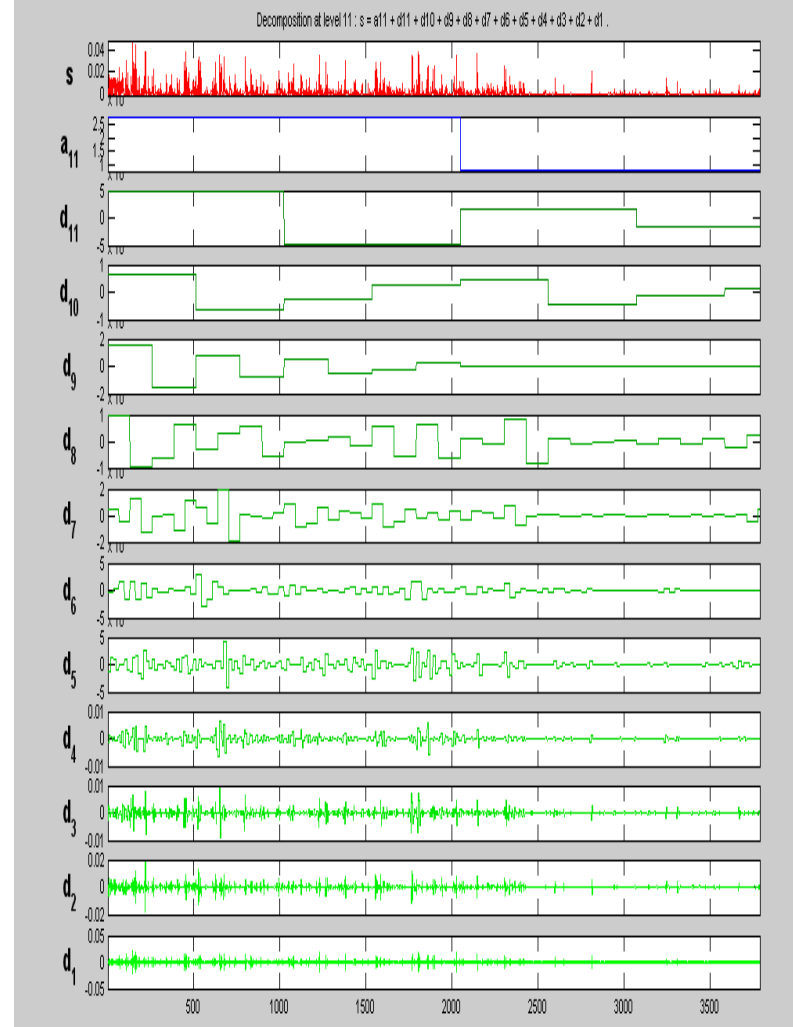
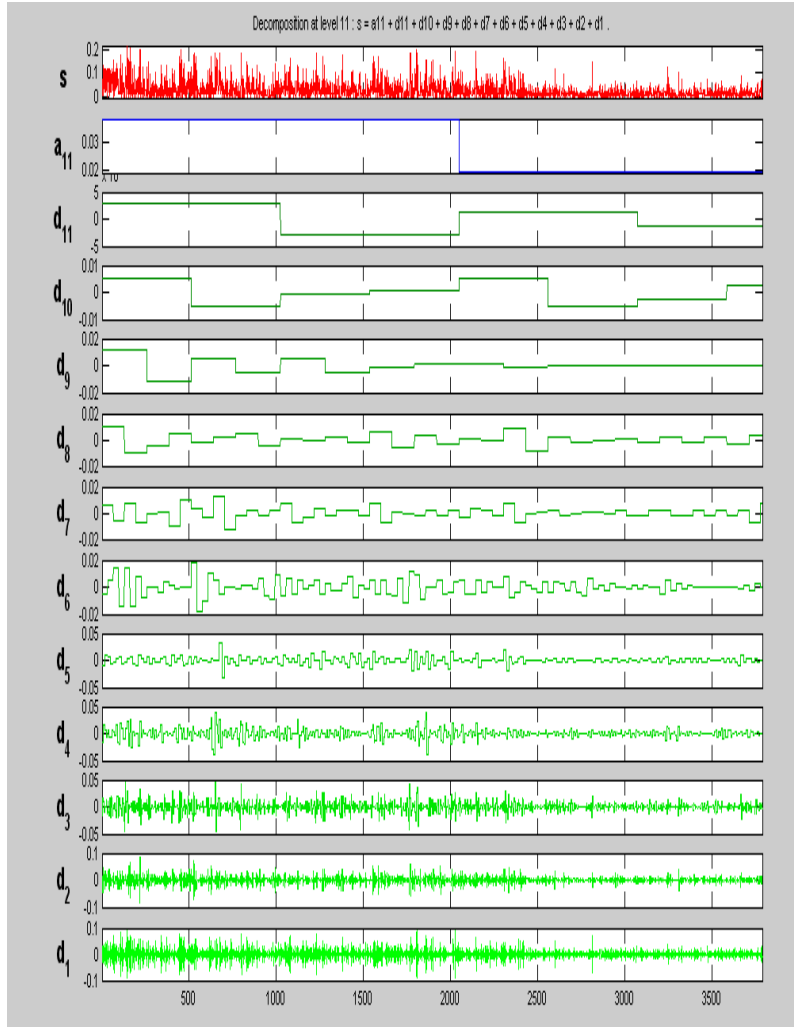
Şekil 4. 29: Şişecam Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



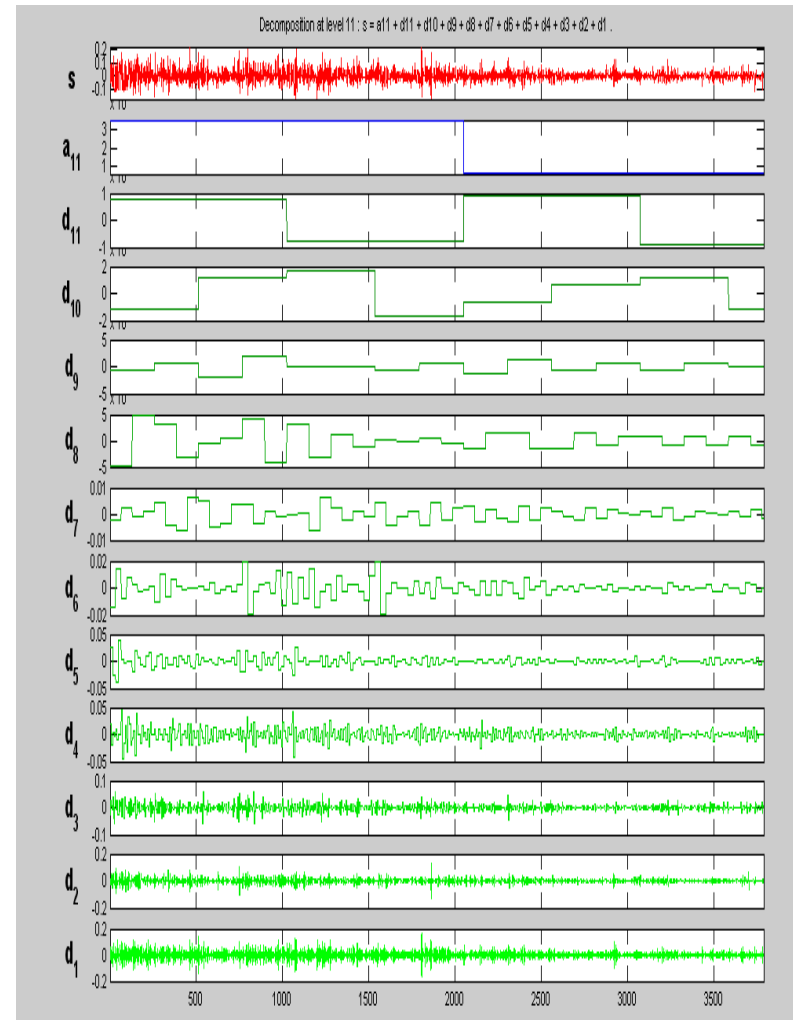
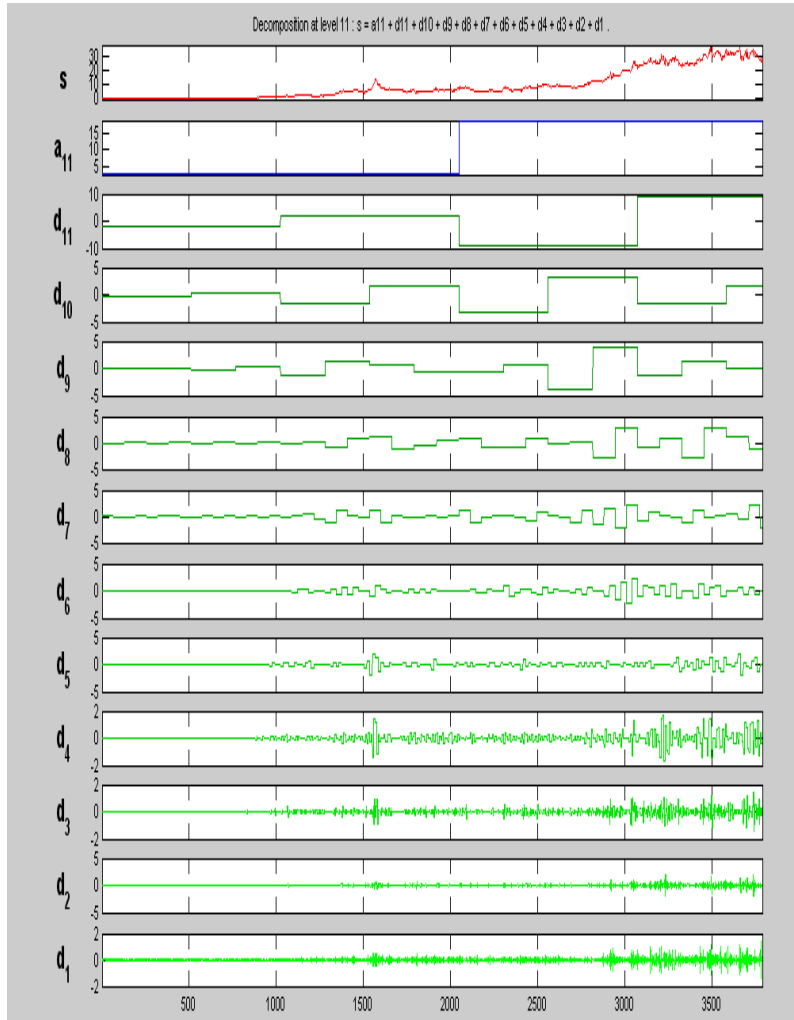
Şekil 4. 30: Şişecam Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



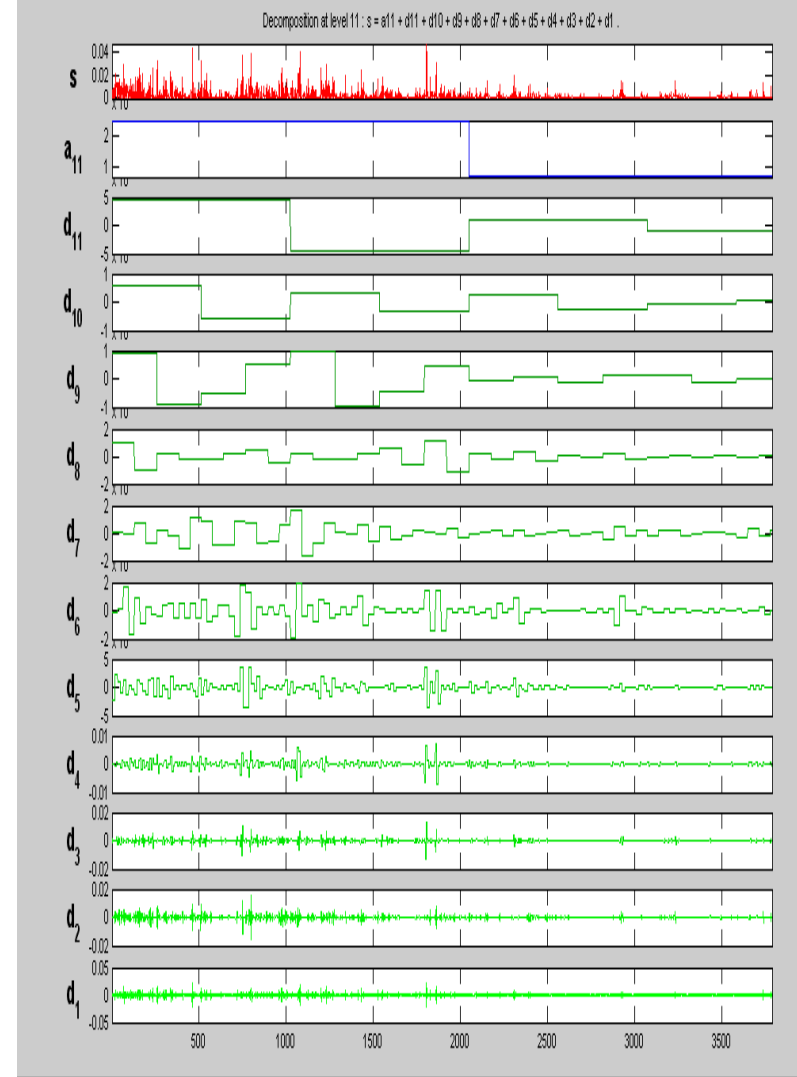
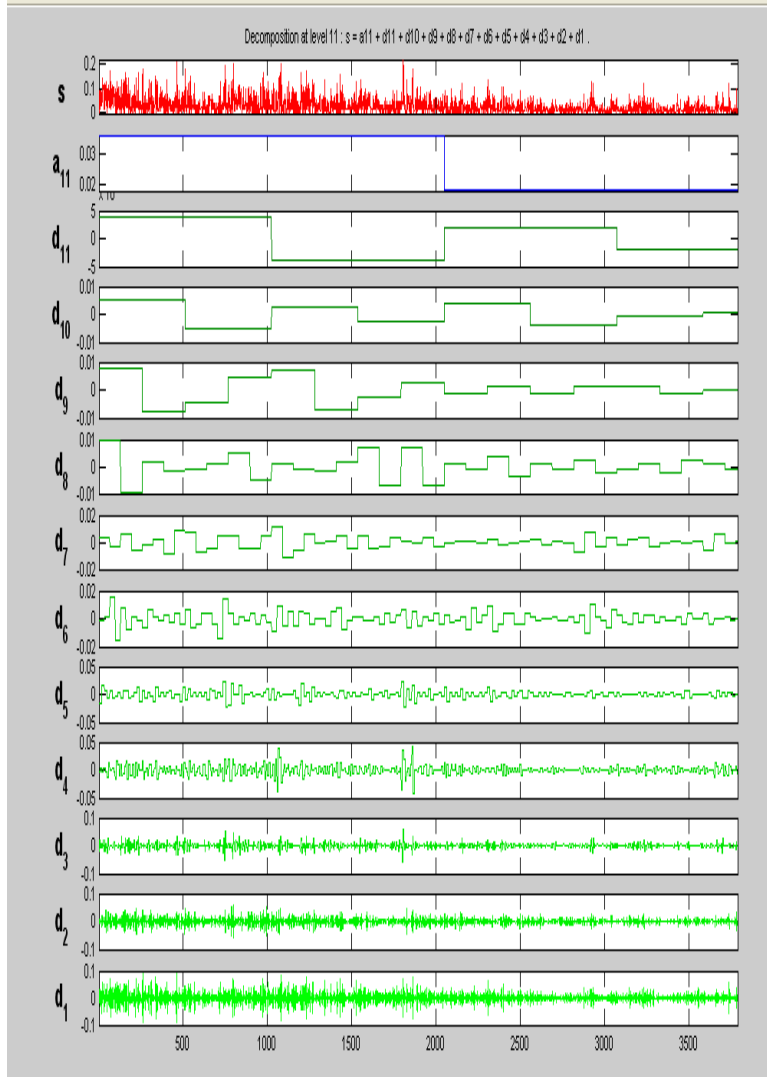
Şekil 4. 31: THY Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



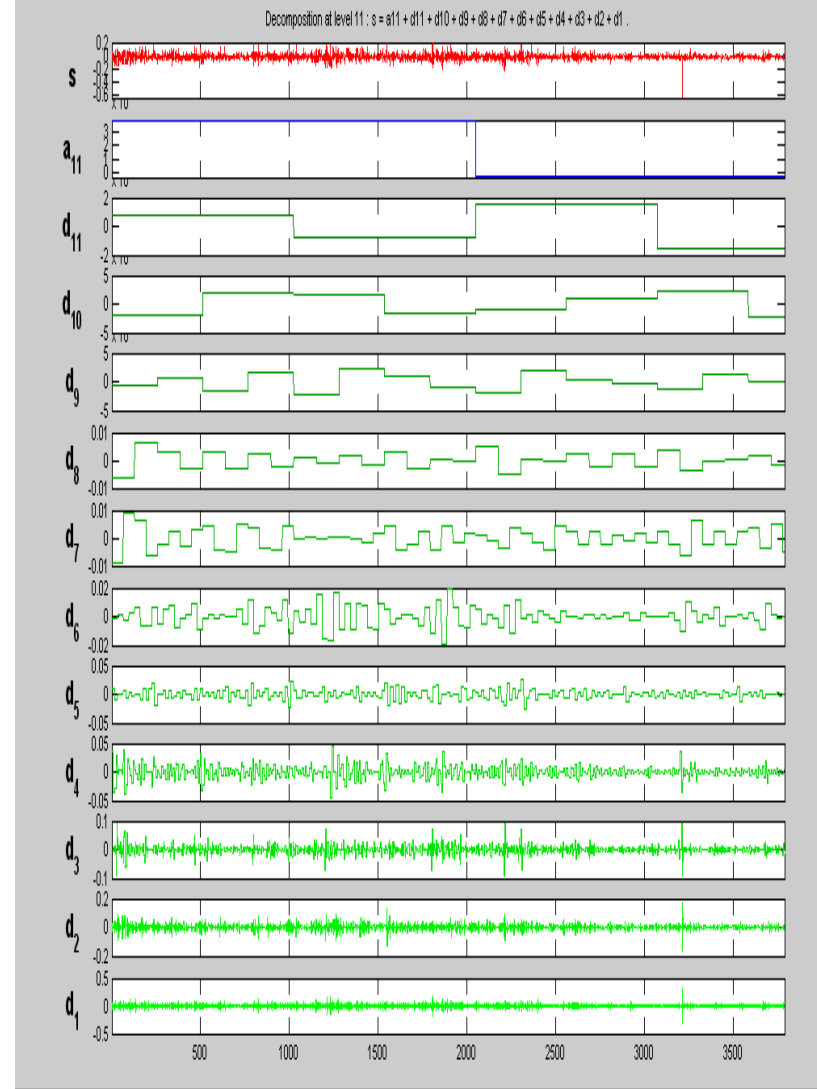
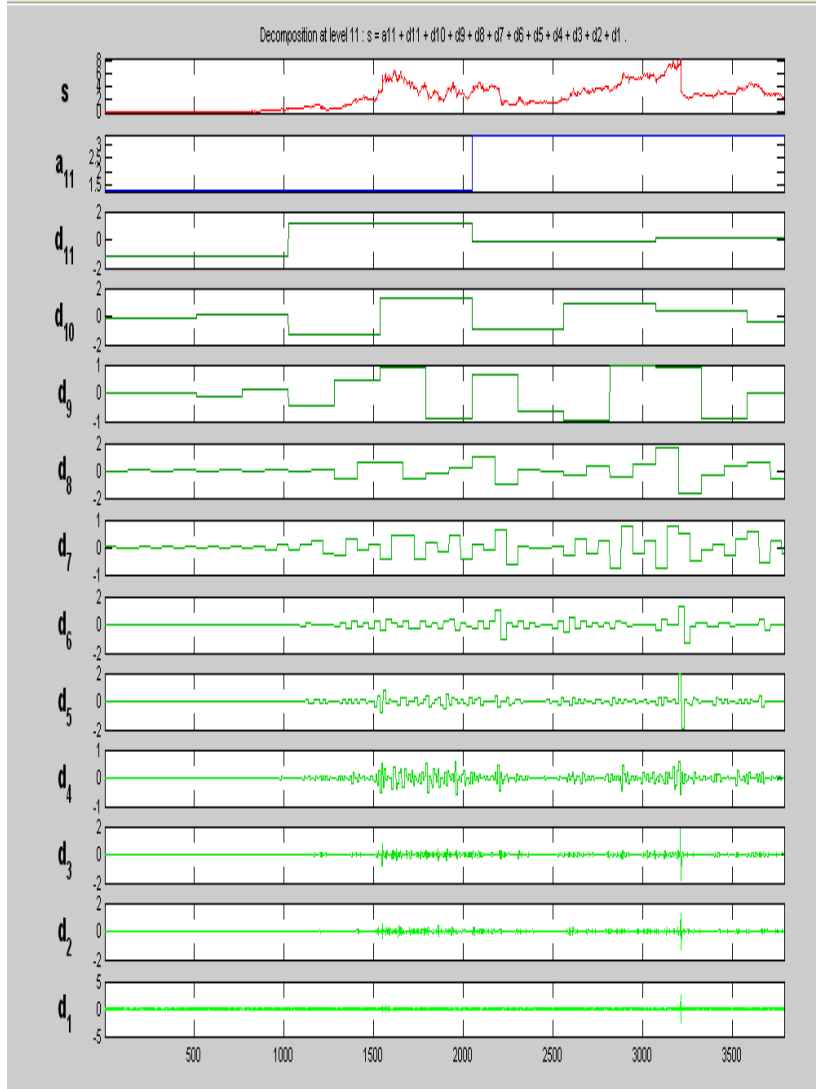
Şekil 4. 32: THY Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



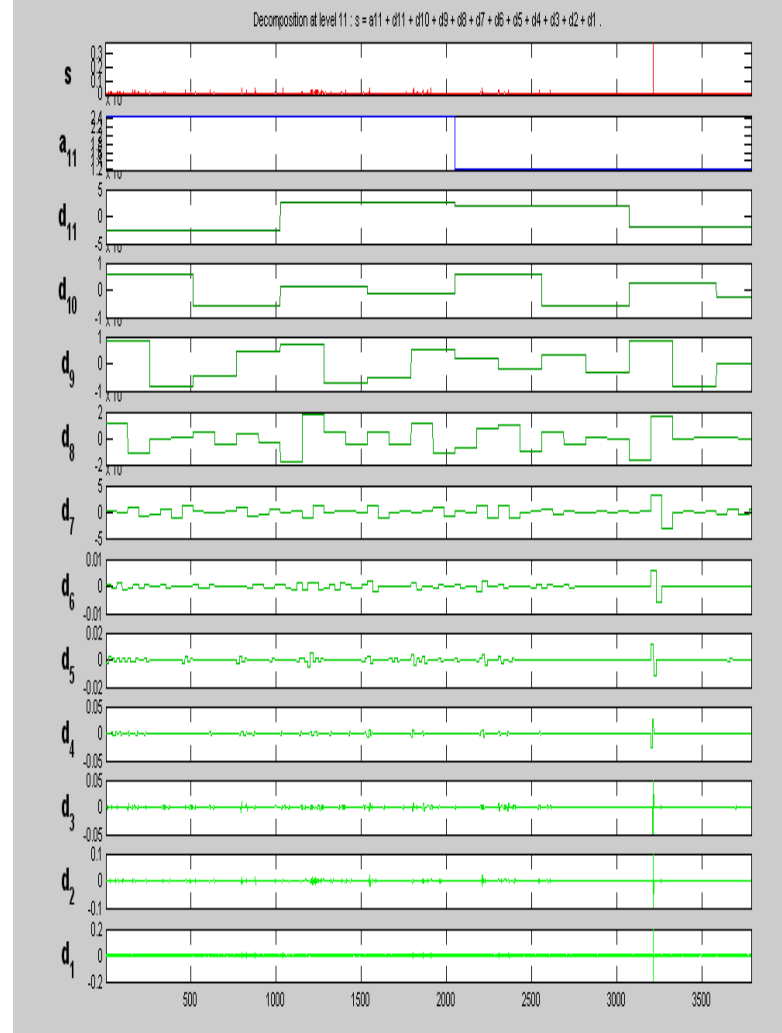
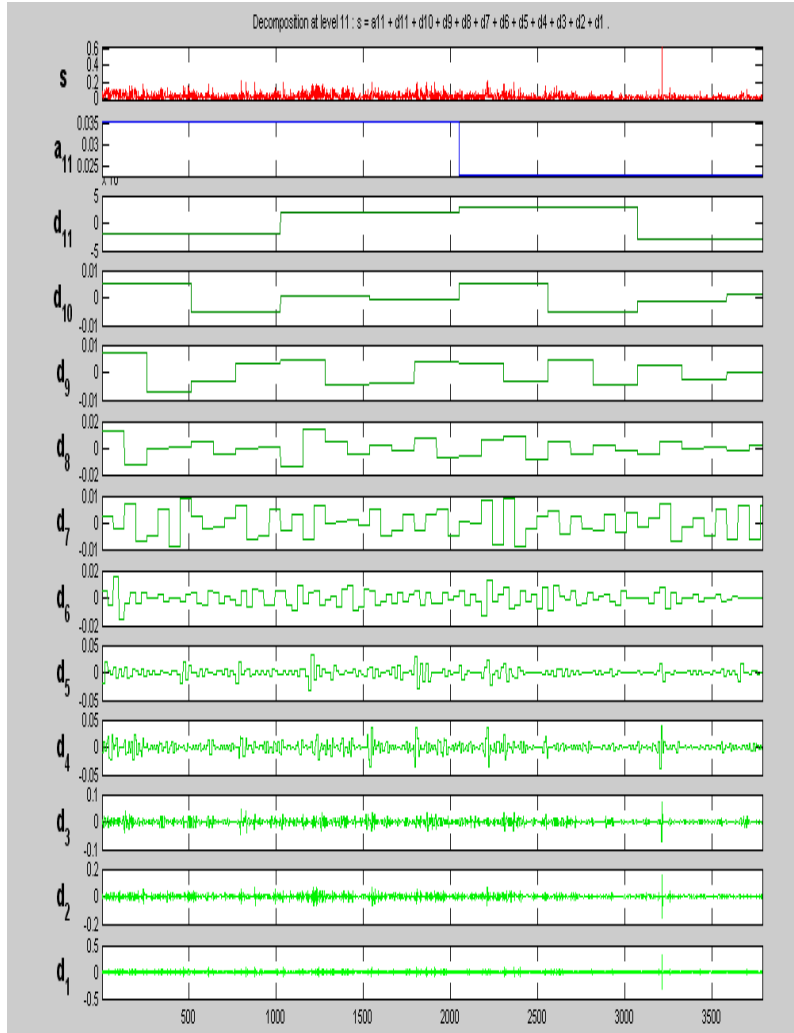
Şekil 4. 33: Tüpraş Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



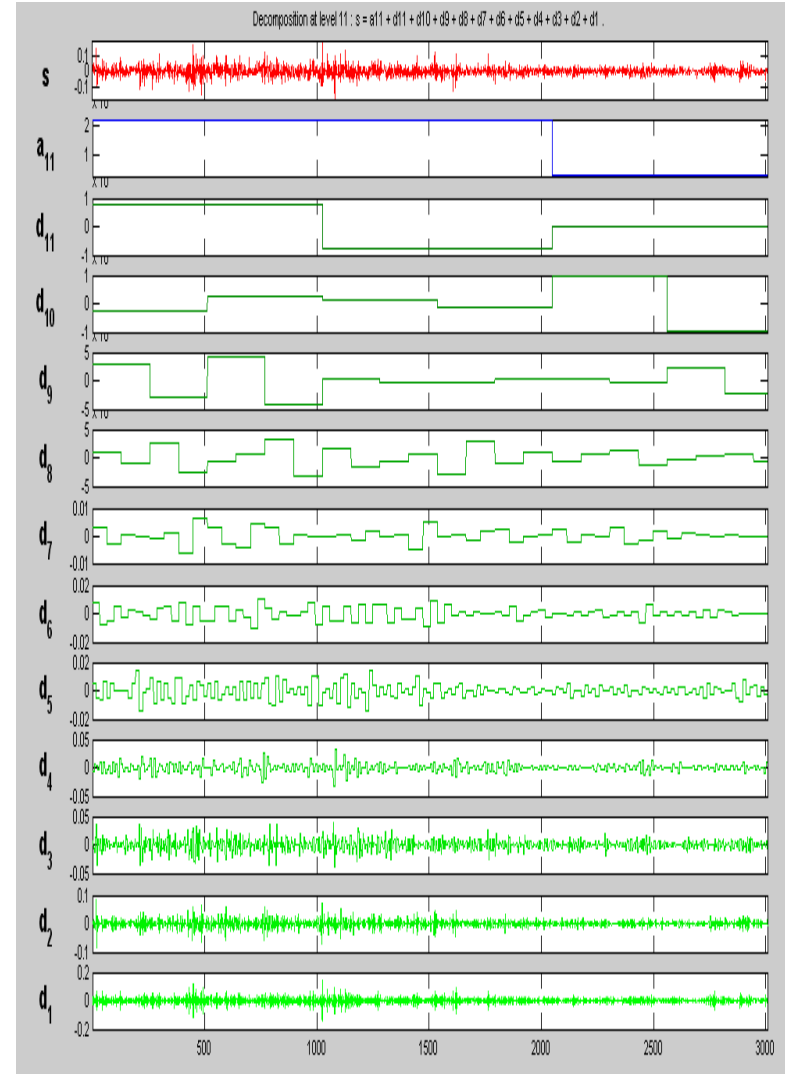
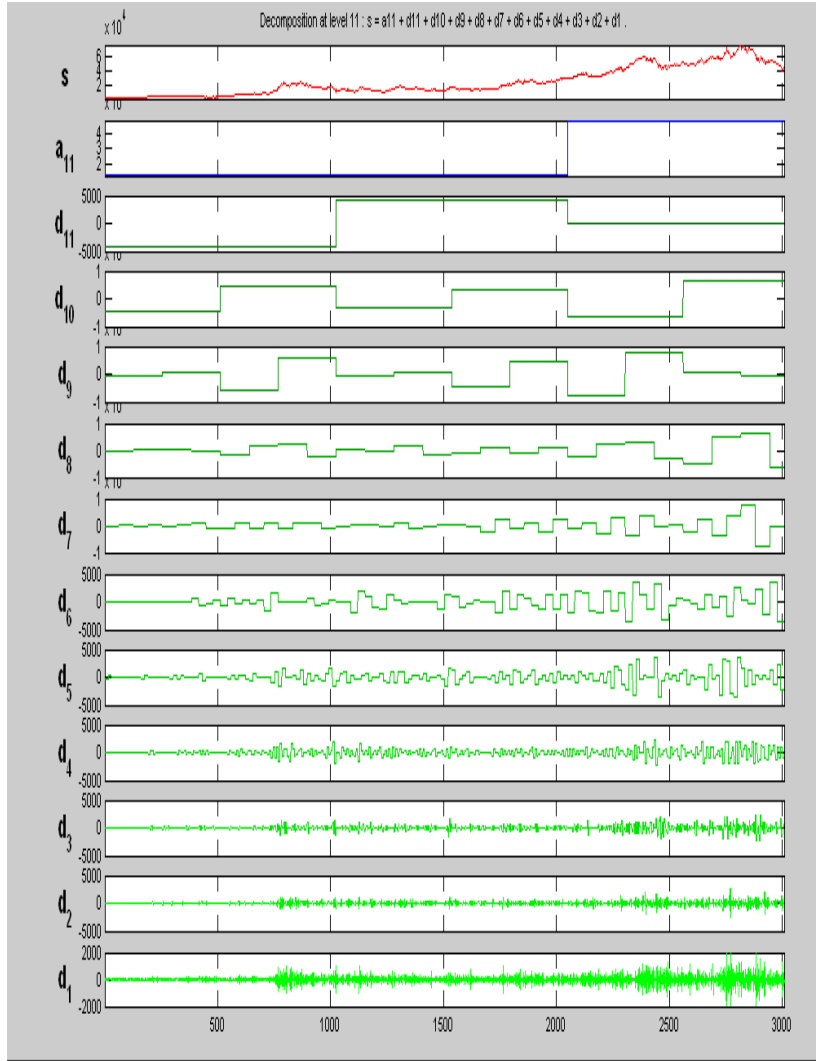
Şekil 4. 34: Tüpraş Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



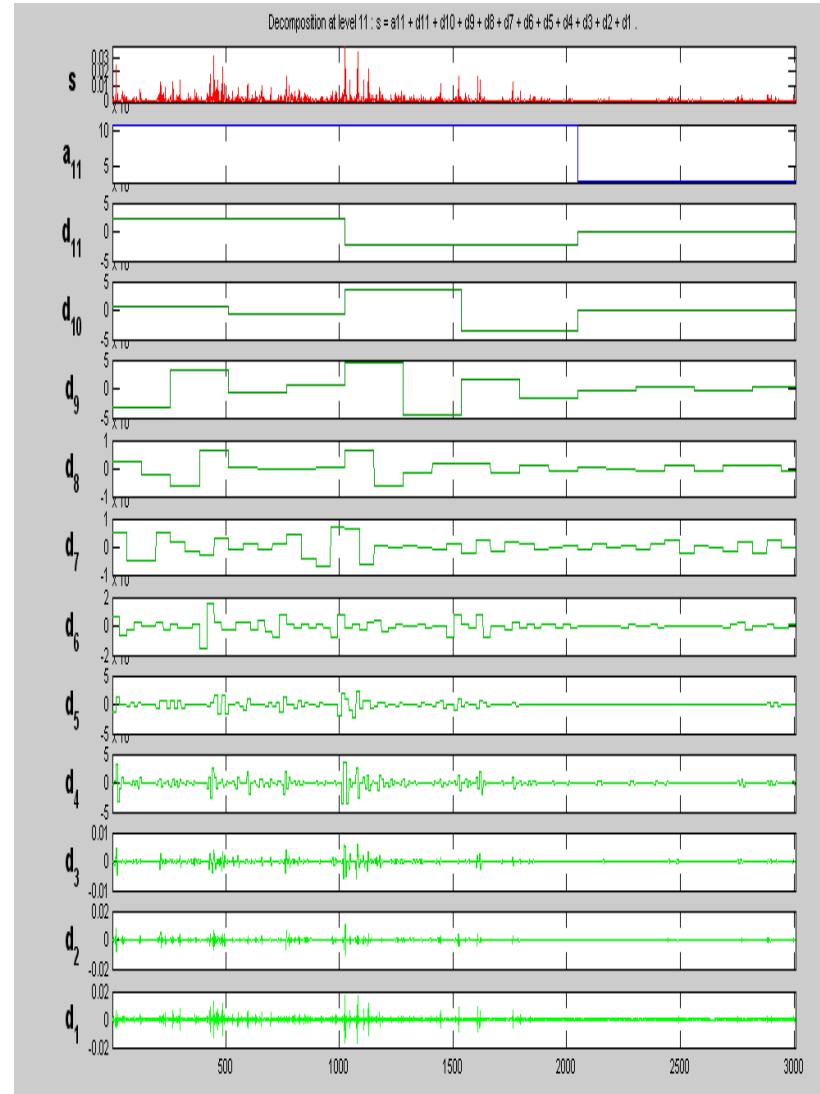
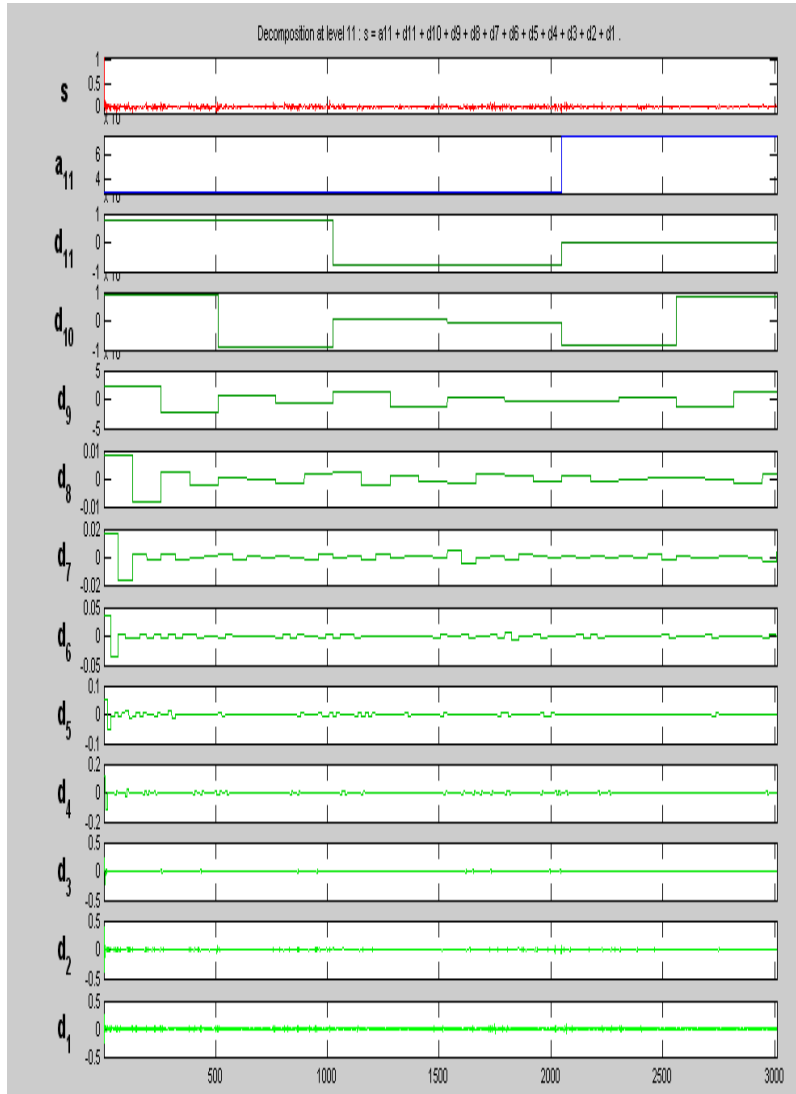
Şekil 4. 35: Yapıkredi Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



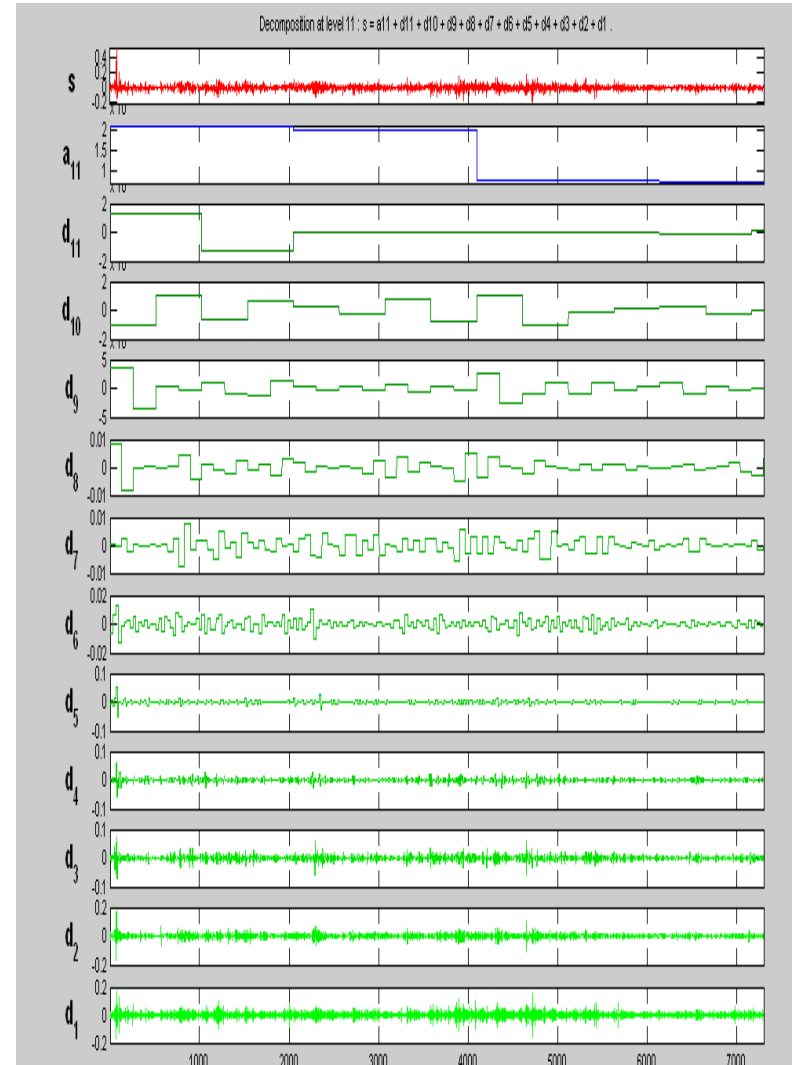
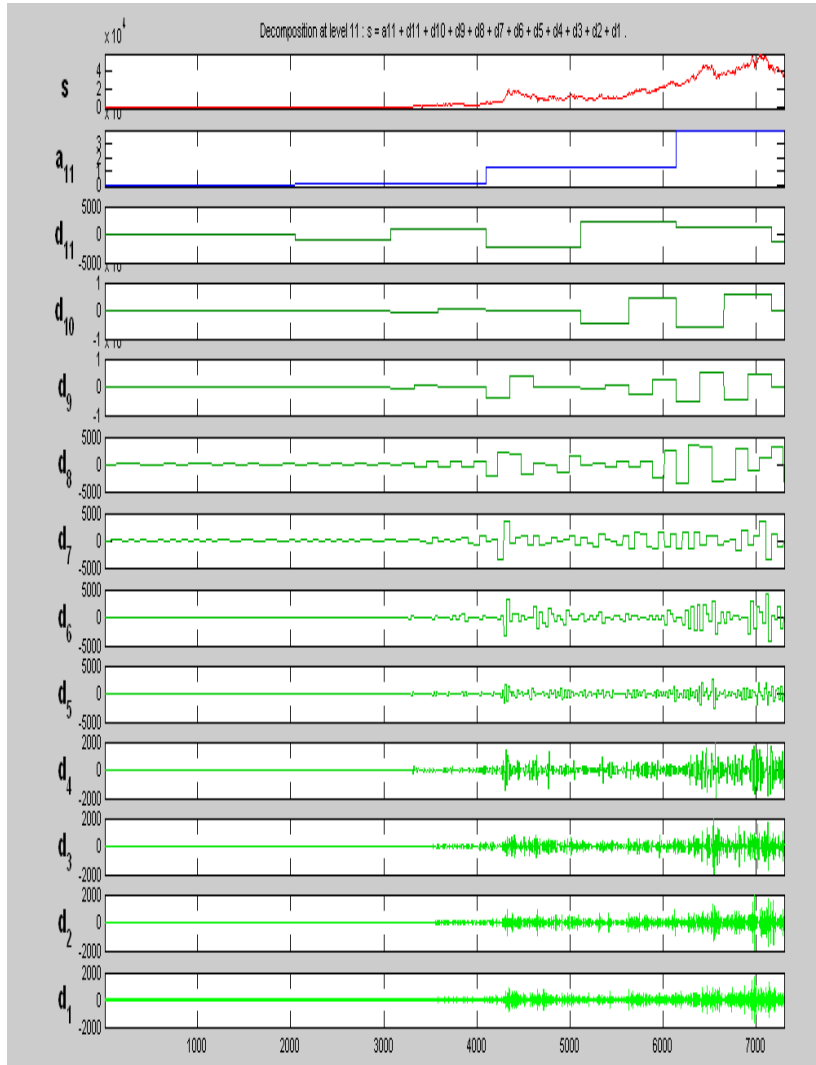
Şekil 4. 36: Yapı kredi Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



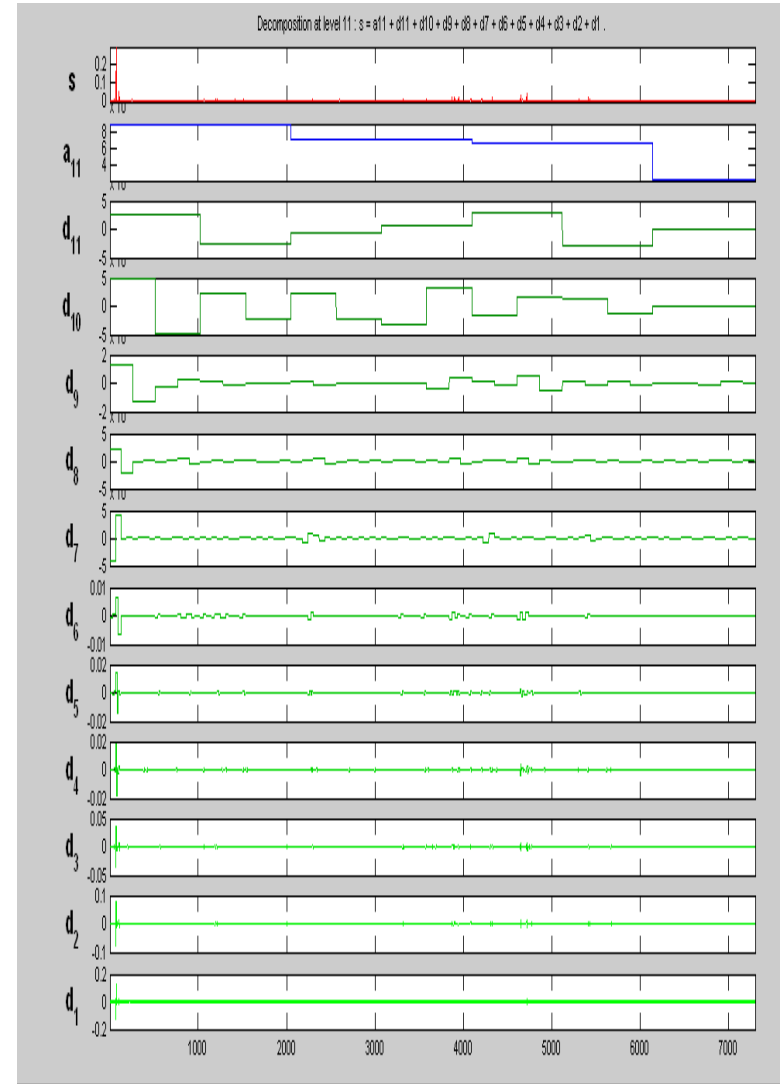
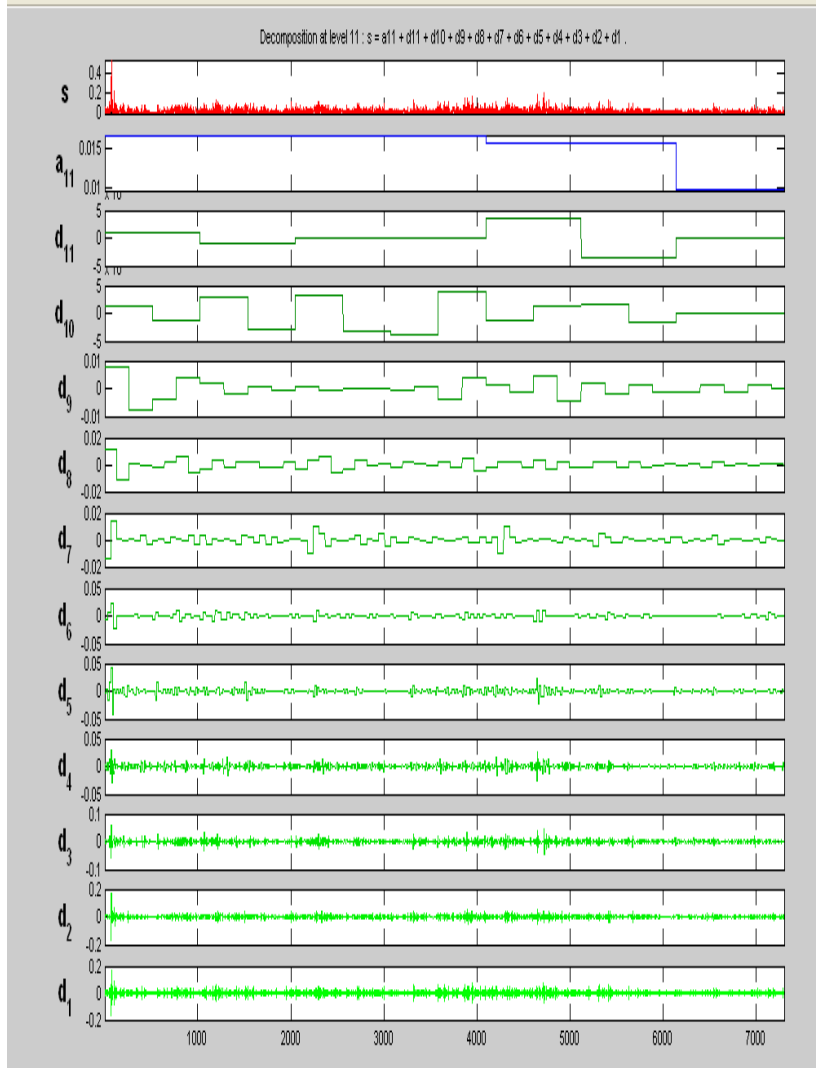
Şekil 4. 37: Ulusal 30 Endeksi Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



Şekil 4. 38: Ulusal 30 Endeksi Mutlak ve Karelî Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



Şekil 4. 39: Ulusal 100 Endeksi Düzey ve Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü



Şekil 4. 40: Ulusal 100 Endeksi Mutlak ve Kareli Getiri Serileri Dalgacık Dönüşümü

İkinci bölümden hatırlanacağı gibi kesikli dalgacık dönüşümü seriyi farklı frekans aralıklarına ayırtırmakta, bunu yaparken zaman bilgisini de göz ardı etmemektedir. Yukarıdaki grafikler 11 ölçekli daubechies 1 dalgacığı ile 11 farklı frekans aralığına ayırtırılmış serileri göstermektedir. Bu ayırtırmada a ile gösterilen grafik yaklaşım (approximation) katsayılarını d ile gösterilen grafikler ise detay (detail) katsayılarını ifade etmektedir.

İkinci bölümde ayrıntılı bir şekilde anlatıldığı gibi yaklaşım katsayıları düşük frekansları geçiren filtreleri, detay katsayıları ise yüksek frekansları geçiren filtreleri göstermekte ve bu filtreler için j 'ye göre farklı frekans aralıklı söz konusu olmaktadır. Burada $j=11$ için detay katsayılarını veren yüksek frekansları geçiren filtreye ait frekans aralığı $f \in [1/2^{j+1}, 1/2^j]$ tanımından hareketle $d_{11}=1/2048-1/4096$ olacaktır. d_1 'den d_{11} 'e kadar olan tüm frekans aralıkları bu şekilde belirlenmektedir. Detay katsayılarını veren grafikler incelendiğinde, seriye zoom yaparak d_1 'den d_{11} 'e kadar serinin farklı frekans aralıklarındaki davranışları gözlenmektedir. $d_1; 1/4-1/2$ frekans aralığını, $d_2 1/8-1/4$ frekans aralığını göstermektedir. Bir başka deyişle d_1 'den d_{11} 'e kadar olan detay katsayıları sırasıyla serilerin 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256, 512, 1024 ve 2048 günlük periyodik bileşenlerini göstermektedir. Periyot ve frekans arasındaki negatif ilişkiden de yola çıkılarak 2 günlük periyodik bileşene ilişkin d_1 katsayılarında en yüksek frekanslı değişimlerin, 2048 günlük periyodik bileşene ilişkin d_{11} katsayılarında ise en düşük frekanslı değişimlerin gözlemlendiği söylenilebilir. a_{11} olarak ifade edilen yaklaşım katsayıları ise düşük frekansları geçiren filtre yoluyla filtrelenmiş serinin 0-1/4096 frekans aralıklarındaki görüntüsünü vermektedir. En üstteki s ile ifade edilen grafik ise orijinal seriyi göstermektedir.

Her bir seri için kesikli dalgacık dönüşümü grafiklerini gösterdikten sonra, Jensen'in geliştirdiği yöntem kullanılarak d parametresi hem düzey, hem getiri hem de volatilité serileri için tek tek tahmin edilmiştir. Tahmin sonuçları aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 4. 6: Dalgacıklar Yöntemi ile Hesaplanan d Değerleri

	d(düzyey)	d (Getiri)	d (Mutlak Getiri)	d (Kareli Getiri)
AKBNK	0,9503	0,0085	0,0707	0,0803
ARCLK	0,9312	0,0521	0,2324	0,1892
DOGAN	0,9362	0,0835	0,2089	0,0638
EREGLI	0,9340	0,0241	0,17678	0,07102
GARANTI	0,9721	0,0508	0,1859	0,0856
HURRIYET	0,9342	0,0488	0,2161	0,2254
ISC	0,9595	0,0604	0,1600	0,1135
KOCHOLDING	0,8878	0,0069	0,1745	0,09911
MIGROS	0,9789	0,0648	0,2496	0,1628
PETKIM	0,8973	0,0083	0,2073	0,0711
PETROLOFISI	0,9003	0,1347	0,1993	0,1627
SISECAM	0,9537	0,1035	0,2028	0,0915
THY	0,8793	0,0016	0,2518	0,2297
TSKB	0,9876	0,0659	0,1000	0,0457
TUPRAS	0,9654	0,0329	0,2629	0,2305
YKB	0,8955	0,0183	0,2438	0,0980
U30	0,9283	0,0003	0,2454	0,2020
U100	0,9165	0,0163	0,2423	0,1540
d	0,50≤d≤1	d≈0	0<d<0,50	0<d<0,50

Yukarıdaki tabloda yer alan d değerlerinden de anlaşılacağı gibi düzey serilerinin tümünde uzun dönem bağımlılık yapısı tespit edilmiş, getiri serilerinde ise böyle bir yapı bulunmamıştır. Son iki sütundaki volatilité serileri için hesaplanan d değerlerine göre volatilitenin mutlak getiri olarak tanımlandığı serilerde Akbank serisi hariç uzun dönem bağımlılık söz konusudur. Volatilitenin getirilerin karesi olarak tanımlandığı son sütunda ise 16 şirket verisinden yedisinde ve her iki endeks serisinde uzun dönem bağımlılık yapısı bulunmuştur.

Tablo 4. 7: GPH ve Dalgacıklar Yönteminin Karşılaştırılması

	d (GPH)	d (Getiri) (Dalgacık)	d (GPH)	d (Mutlak Getiri) (Dalgacık)	d (GPH)	d (Kareli Getiri) (Dalgacık)
AKBNK	0,038 (0,093)	0,0085 (0,039)	0,3239 (0,074)	0,0707 (0,075)	0,2608 (0,081)	0,0803 (0,052)
ARCLK	0,0011 (0,107)	0,0521 (0,039)	0,4461 (0,074)	0,2324 (0,030)	0,3996 (0,107)	0,1892 (0,023)
DOGAN	0,096 (0,094)	0,0835 (0,015)	0,5592 (0,096)	0,2089 (0,035)	0,3276 (0,065)	0,0638 (0,058)
EREGLİ	0,0255 (0,101)	0,0241 (0,041)	0,2322 (0,088)	0,17678 (0,051)	0,2806 (0,168)	0,0710 (0,025)
GARANTİ	0,0758 (0,090)	0,0508 (0,033)	0,44 (0,073)	0,1859 (0,036)	0,3454 (0,091)	0,0856 (0,047)
HURRİYET	0,0358 (0,1041)	0,0488 (0,042)	0,5696 (0,113)	0,2161 (0,050)	0,4995 (0,091)	0,2254 (0,043)
İSC	0,1449 (0,092)	0,0604 (0,022)	0,3938 (0,080)	0,160 (0,028)	0,3337 (0,101)	0,1135 (0,034)
KOCHOLDİNG	0,0352 (0,097)	0,0069 (0,016)	0,4642 (0,099)	0,1745 (0,036)	0,4583 (0,093)	0,0991 (0,050)
MİGROS	0,0094 (0,085)	0,0648 (0,049)	0,4562 (0,083)	0,2496 (0,025)	0,4282 (0,085)	0,1628 (0,037)
PETKİM	0,1027 (0,071)	0,0083 (0,034)	0,4327 (0,091)	0,2073 (0,045)	0,2355 (0,055)	0,0711 (0,036)
PETROLOFİSİ	0,0325 (0,099)	0,1347 (0,080)	0,4897 (0,076)	0,1993 (0,031)	0,4749 (0,106)	0,1627 (0,031)
SİSECAM	0,1077 (0,092)	0,1035 (0,030)	0,5128 (0,084)	0,2028 (0,035)	0,2312 (0,099)	0,0915 (0,029)
THY	0,0511 (0,074)	0,0016 (0,025)	0,5196 (0,072)	0,2518 (0,023)	0,4564 (0,068)	0,2297 (0,022)
TSKB	0,0035 (0,077)	0,0659 (0,039)	0,2322 (0,082)	0,1000 (0,019)	0,1559 (0,071)	0,0457 (0,028)
TUPRAS	0,1224 (0,096)	0,0329 (0,028)	0,4953 (0,074)	0,2629 (0,020)	0,4709 (0,093)	0,2305 (0,018)
YKB	0,0263 (0,092)	0,0183 (0,023)	0,5581 (0,094)	0,2438 (0,023)	0,2946 (0,067)	0,0980 (0,020)
U30	0,0347 (0,090)	0,0003 (0,018)	0,4187 (0,121)	0,2454 (0,015)	0,2877 (0,092)	0,2020 (0,013)
U100	0,0044 (0,089)	0,0163 (0,014)	0,3880 (0,078)	0,2423 (0,011)	0,1247 (0,046)	0,1540 (0,010)

Not: Parantez içindeki değerler standart hataları göstermektedir.

Hem GPH hem de Dalgacıklar yöntemi ile hesaplanmış olan d parametreleri ile bu parametrelere ilişkin standart hatalar karşılaştırma yapabilmek amacıyla yukarıdaki tabloda bir arada gösterilmiştir.

GPH tahmincisi ve Jensen'in OEKK tahmini sonuçlarına ilişkin standart hatalar karşılaştırıldığında, Jensen'in OEKK tahminlerinin standart hataları GPH'nin standart hatalarından daha düşük olduğundan, dalgacıklar yöntemi ile yapılan tahminlerin daha etkin tahminler olduğunu söylemek mümkündür. Zira Jensen'in (1999) simülasyon sonuçları ile karşılaştırıldığında da bizim sonuçlarımızın bu sonuçlarla tutarlı olduğu söylenilebilir.

5. İMKB'de Ayı ve Boğa Fazlarının Tespit Edilmesi ve Bu Fazlardaki d Değerlerinin Karşılaştırılması

Çalışmanın bu bölümünde borsada iki farklı periyot olarak bilinen bu “ayı” ve “boğa” fazları İMKB Ulusal 30 ve 100 endeksleri için Pagan ve Sossounov (2003) tarafından geliştirilen algoritma kullanılarak tespit edilmiştir²³. Ardından ise bu fazlarda uzun dönem bağımlılık yapısının farklılık gösterip göstermediği incelenmeye çalışılmıştır.

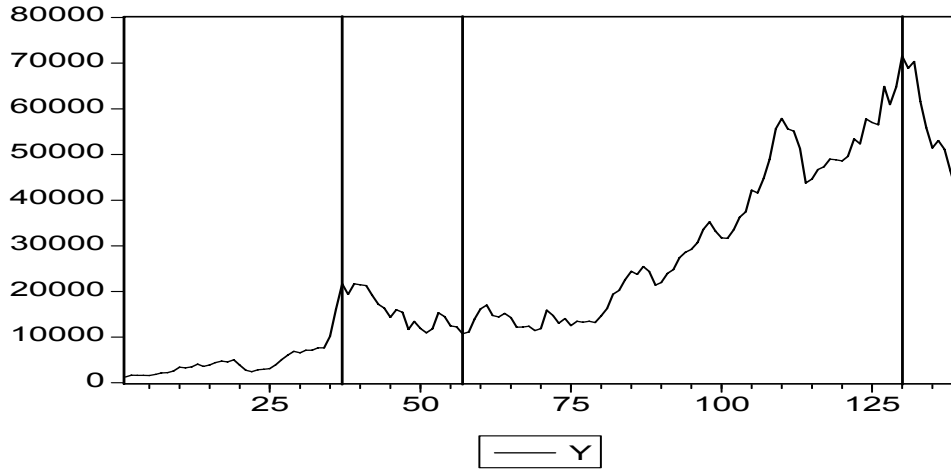
Öncelikle her iki endeks için tespit edilen ayı ve boğa fazları aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

Tablo 4. 8: U30 Endeksi Ayı ve Boğa Fazları

	Dönem	Faz
1.Periyot	Ocak 1997-Ocak2000	Boğa
2.Periyot	Şubat 2000-Eylül 2001	Ayı
3.Periyot	Ekim 2001-Ekim 2007	Boğa

²³ Bu analiz için aylık veri seti kullanılmıştır.

Yukarıdaki tablodan da anlaşıldığı gibi yapılan analiz sonucunda toplam 3 adet periyot tespit edilmiştir. Tespit edilen periyotların grafiksel ifadesini gösteren aşağıdaki şekilden de görüldüğü gibi ilk periyot bir artış, ikinci periyot azalış ve son periyot ise yine bir artış şeklinde olduğu için bu periyotlar sırasıyla boğa, ayı ve boğa olarak tespit edilmiştir.

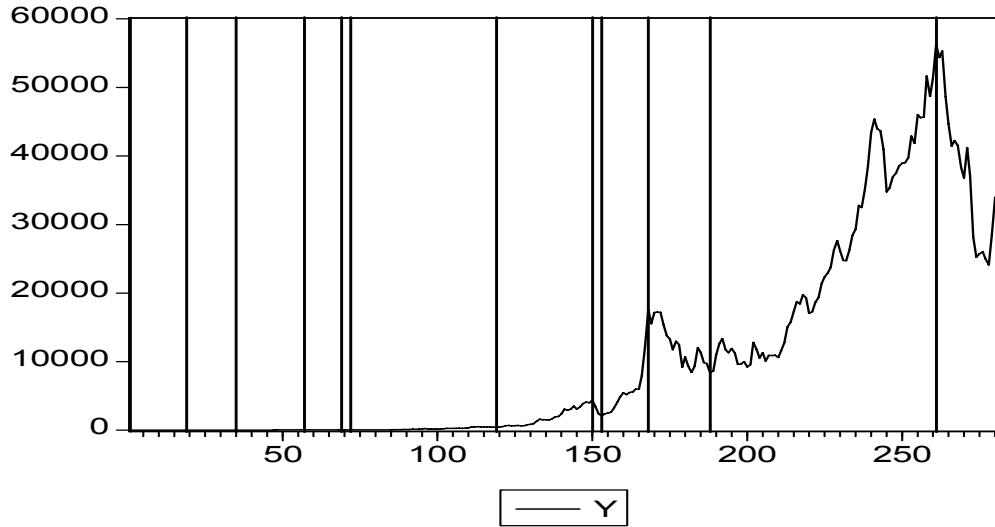


Şekil 4. 41: Ulusal 30 Endeksi Ayı ve Boğa Fazları

Ulusal 100 endeksi veri aralığı 30 endeksine göre daha uzun olduğundan yapılan analiz sonucunda daha fazla sayıda periyot tespit edilmiştir. Bulunan periyotlar aşağıdaki gibidir:

Tablo 4. 9: İMKB 100 Endeksi Ayı ve Boğa Fazları

	Dönem	Faz
1.Periyot	Şubat 1986-Ağustos 1987	Boğa
2.Periyot	Eylül 1987-Aralık 1988	Ayı
3.Periyot	Ocak 1989-Ekim 1990	Boğa
4. Periyot	Kasım 1990-Ekim 1991	Ayı
5.Periyot	Kasım 1991-Ocak 1992	Boğa
6.Periyot	Şubat 1992-Aralık 1995	Ayı
7.Periyot	Ocak 1996-Temmuz 1998	Boğa
8.Periyot	Ağustos 1998-Ekim 1998	Ayı
9.Periyot	Kasım 1998-Ocak 2000	Boğa
10.Periyot	Şubat 2000-Eylül 2001	Ayı
11.Periyot	Ekim 2001-Ekim 2007	Boğa



Şekil 4. 42: Ulusal 100 Endeksi Ayı ve Boğa Fazları

İMKB 100 endeksi aylık verileri dikkate alındığında yukarıdaki tablo ve grafikten de görüldüğü gibi altı adet “boğa” ve beş adet de “ayı” fazı olmak üzere toplam 11 adet faz tespit edilmiştir.

Her iki İMKB endeksi için yukarıdaki ayı ve boğa fazları tespit edildikten sonra, ikinci bir aşama olarak bu iki farklı fazda volatilitedeki uzun dönem bağımlılık yapısının farklılıklar gösterip göstermediğini araştırmak amacıyla dalgacıklar yöntemi kullanılarak bu fazlar için ayrı ayrı d parametreleri hesaplanmıştır. Bulgular aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 4. 10: Ulusal 30 Endeksi Sonuçları

Faz	Mutlak Getiri	Kareli Getiri
Ocak 1997-Ocak 2000 (Boğa)	0,2772	0,2583
Şubat 2000-Eylül 2001 (Ayı)	0,1304	0,2291
Ekim 2001-Ekim 2007 (Boğa)	0,2382	0,1917

Tablo 4.10 daki sonuçlar incelendiğinde her iki fazda da Ulusal 30 endeksinde volatilitenin uzun dönem bağımlılık yapısı gösterdiği ve boğa fazındaki d parametresinin ayı fazındakinden daha yüksek olduğu açıkça görülmektedir. Aradaki bu farklılığı, “boğa fazında volatilitenin kalıcılığı (persistency) ayı fazına göre daha fazladır” şeklinde yorumlayabiliriz.

Tablo 4. 11: Ulusal 100 Endeksi Sonuçları

Faz	Mutlak Getiri	Kareli Getiri
Şubat 1986-Ağustos 1987 (Boğa)	0,369	0,6236
Eylül 1987-Aralık 1988 (Ayı)	0,2846	0,2182
Ocak 1989-Ekim 1990 (Boğa)	0,2717	0,2080
Kasım 1990-Ekim 1991 (Ayı)	0,2000	0,2329
Kasım 1991-Ocak 1992 (Boğa)	0,5271	0,5824
Şubat 1992-Aralık 1995 (Ayı)	0,2250	0,2484
Ocak 1996-Temmuz 1998 (Boğa)	0,0694	0,1034
Ağustos 1998-Ekim 1998 (Ayı)	0,1014	0,0235
Kasım 1998-Ocak 2000 (Boğa)	0,1761	0,1892
Şubat 2000-Eylül 2001 (Ayı)	0,1721	0,1647
Ekim 2001-Ekim 2007 (Boğa)	0,2125	0,1991

Tablo 4.11 de incelendiğinde Ulusal 100 endeksinin de Ulusal 30 endeksi sonuçlarına benzer nitelikte sonuçların ortaya çıktığı görülmektedir. Dolayısıyla her iki tablodan hareketle sonucu genel olarak şu şekilde ortaya koymak mümkündür: İMKB’de tespit edilmiş olan ayı ve boğa fazlarında volatilitedeki uzun dönem bağımlılık yapısı d parametresi ile incelenmiş ve bu parametrenin boğa fazında ayı fazına nazaran daha yüksek çıktığı dolayısıyla da volatilitenin kalıcılığının boğa fazında daha fazla olduğu ortaya çıkmıştır. Literatürdeki benzer çalışmalarla da karşılaştırıldığında sonuçların birbirleriyle tutarlı olduğu görülmüştür.

SONUÇ

Zaman serileri analizi seriye ilişkin özellikleri özetlemekte ve serinin göze çarpan yapısını ortaya koymaya çalışmaktadır. Bu işlem zaman boyutunda yapılabileceği gibi frekans boyutunda da ele alınabilmektedir. Örneğin frekans boyutunda konjonktürel hareketler dikkate alınırken, zaman boyutunda zamanın farklı noktalarındaki gözlemler arasında gerçekleşen ilişkiler üzerine odaklanılmaktadır.

Zaman boyutlu analizler, ele alınan zaman serisini zamanın bir fonksiyonu olarak değerlendirirken, frekans boyutlu analizlerde ise ele alınan seri çeşitli frekans bileşenlerine ayrıştırılarak frekansın bir fonksiyonu olarak değerlendirilmektedir. Zaman boyutlu analizlerde zaman serisine ilişkin otokorelasyon fonksiyonları, frekans boyutlu analizlerde ise spektral yoğunluk fonksiyonu incelenmekte ve dolayısıyla frekans boyutlu analizler sayesinde serideki periyodik dalgalanmalar ortaya çıkarılmaktadır.

Klasik zaman boyutu yaklaşımı; finansal ya da ekonomik değişkenlerin zamana bağlı özelliklerini ortaya koymaya çalışmakta ancak, değişkenin frekans bileşenleri ile ilgili herhangi bir bilgiye yer vermemektedir. Bu nedenle de değişkenin davranışının incelenmesiyle ilgili frekansın örneklem frekansı ile uyduğu şekilde zımni bir varsayım yapmaktadır. Eğer değişkenin gerçekleşmesi sadece bir frekansa değil birden çok frekans bileşenine bağlı ise bir sorun oluşmakta ve böyle bir durumda zaman boyutu yaklaşımı orijinal veri setindeki bilginin etkin bir şekilde işlenmesinde yeterli olamamaktadır. İşte tam burada frekans boyutu analizleri devreye girmektedir.

Frekans boyutunun önemi nedeniyle zaman boyutundan frekans boyutuna geçişi sağlayan bir takım fonksiyonlar ya da matematiksel araçlar geliştirilmiştir. “Fourier Dönüşümü” ve “Spektral Analiz” bu araçların en yaygın kullanılanlarıdır. Bu popüler araçlara son yirmi yıldır oldukça yaygın olarak kullanılan bir yöntem olan “Dalgacıklar Yöntemi” de eklenmiştir.

Fourier dönüşümü orijinal zaman serisinin frekans boyutundaki gösterimidir. Ancak zaman boyutu hakkında bilgi vermez. Zaman boyutu analizlerinde ise tam tersi söz konusudur. Bir başka deyişle zaman boyutunda zaman çözünürlüğü, frekans boyutunda ise frekans çözünürlüğü söz konusudur.

Fourier temelli fonksiyonlar durağan zaman serileri ile çalışıldığında oldukça cazip bir araç olmaktadır. Ancak; iktisadi ve finansal zaman serileri zaman içerisinde oldukça düzensiz hareketler sergilediklerinden, durağanlık kısıtlaması bu bağlamda Fourier ve Spektral yöntemleri böyle düzensizlikleri yakalamada pek de başarılı olmadıklarından, analizin cazipliğine gölge düşürmektedir. Oysa dalgacıklar analizi durağan olmayan zaman serileri (sinyaller) için de kullanılabilir. Bu da, Fourier ve Spektral analiz yerine dalgacıkları kullanmanın ilk önemli gerekçesi olarak ortaya konulabilir.

İkinci gerekçeyi de şöyle açıklayabiliriz: Fourier analizi sayesinde, incelenen serinin ne türden periyodik özelliklere sahip olduğu rahatlıkla öğrenilebilir. Ancak, bu sırada incelenen serinin zaman içerisinde ne gibi periyodik özellikler gösterdiğini gözden kaçırıyor olabiliriz. Şöyle ki; Fourier analizi, verideki bilgiyi frekansın bir fonksiyonu olarak gösterir ve bu yüzden zaman boyutundaki bilgiyi koruyamaz. Bu önemli bir kayıptır ve bazen yanıltıcı sonuçlara bile neden olabilir. Bu eksikliği gidermenin bir yolu, incelenecek seriyi zaman dilimlerine ayırarak analiz etmektir. Pencereyi zaman serisi boyunca kaydırmak ve pencerelenmiş serinin Fourier dönüşümünü uygulamak suretiyle zaman ve frekans arasındaki dengeyi kurmak için Pencerenmiş Fourier Dönüşümü (ya da diğer bir deyişle Gabor dönüşümü) bu amaç için kullanılabilir. Bu sayede ortaya çıkan açılım, frekans ve zaman kayması olmak üzere iki parametrenin bir fonksiyonu olarak karşımıza çıkmaktadır. Pencerenmiş Fourier Dönüşümü; ilgili zaman serisinin parçalarına Fourier dönüşümü uyguladığı için pencerenin genişliği içine düşen olayları çözemez. O zaman da uzun periyotlara sahip dalgalanmaları kaçırma riski söz konusu olabilir. İşte burada Dalgacıklar devreye girmektedir.

Dalgacıkların arkasındaki temel fikir ölçeğe göre analiz etmektir. Frekans temelli bu yaklaşım 1800'lü yıllarda Joseph Fourier'in bu fonksiyonları temsil etmede kullanılması için geliştirdiği sinüs ve cosinüs fonksiyonlarına dayanmaktadır. Bununla birlikte, dalgacıklar analizinde veriyi analiz etmede kullanılan "ölçek" önemli bir rol oynamaktadır. Dalgacık algoritmaları veriyi farklı ölçek ve çözünürlüklerde işlemektedir. Bir sinyale geniş bir pencereden bakıldığında büyük özellikler, dar bir pencereden bakıldığında da küçük özellikler fark edilebilmektedir. Daha açık söylemek gerekirse; dalgacıklar analizinde amaç; hem ormanı hem de ağaçları görmektir. Dalgacıklar analizini ilginç ve faydalı kılan da bu özelliktir.

Fourier analizde olduğu gibi, dalgacıklar yönteminde de dalga şeklindeki bir fonksiyon, orijinal fonksiyonu (sinyali) incelemek için kullanılmaktadır. Fourier yönteminden farkı; incelemede kullanılan dalganın, önce çok kısa bir periyoda sığacak şekilde sıkıştırılması ve incelenen fonksiyon (sinyal) ile başından itibaren - zaman içerisinde kaydırılarak - karşılaştırılmasıdır. Böylece, incelenen sinyalin o kısa periyotlardaki özellikleri kaydedilmektedir. Daha sonra dalga biraz daha uzun bir periyoda yayılmakta ve tekrar baştan başlanarak incelenen sinyal ile zaman içinde karşılaştırılmaktadır. Bu sefer farklı, bir öncekine göre biraz daha uzun bir periyottaki özellikler bulunmuş olmakta ve en sonunda, çekiştire çekiştire uzatılan ve her seferinde kapsadığı periyotlar artan dalganın uzunluğu, serinin uzunluğu ile aynı olmakta, böylece serinin mümkün olan en uzun periyottaki özelliği saptanmaktadır. Sonuçta, değişik periyodik özelliklerin zaman içerisinde nasıl bir değişim gösterdiği ortaya çıkarılmaktadır. Başka bir deyişle, incelenen seri değişik ölçeklerde analiz edilmekte ve serinin, çözünürlüğü farklı resimleri elde edilmektedir. Buna bir tür matematiksel mikroskop da denilebilir. Bu yöntem, incelenen seriyi önce en ince detaylarda (kısa periyotlarda, düşük ölçekte, yüksek çözünürlükte), daha sonra ise daha az detaylarda (yüksek ölçekte, düşük çözünürlükte, uzun periyotlarda) inceleme, en sonunda da bir tür kuşbakışı bakma olanağı sağlamaktadır.

Dalgacıklar ana dalgacık fonksiyonu ve ölçekleme fonksiyonu (father wavelet) olmak üzere iki bileşenden oluşmaktadır. Ölçekleme fonksiyonu, sinyalin (zaman serisinin) düzgün, trend (düşük frekans) kısmını temsil ederken, ana dalgacık fonksiyonu ise yüksek frekanslı yani detay kısmını temsil etmektedir. Diğer bir ifade ile ana dalgacık fonksiyonu detay katsayılarını veren yüksek frekansları geçiren dalgacık filtresini (h_k), ölçekleme fonksiyonu ise yaklaştırma katsayılarını veren düşük frekansları geçiren dalgacık filtresini (g_k) temsil etmektedir. Dalgacıklar analizinde ayrıca ölçek parametresi ve konum parametresi olmak üzere iki önemli kavram da karşımıza çıkmaktadır. Ölçek parametresi, harita ölçeğine benzemektedir. Haritalardaki ölçek yükseldiğinde detaylı olmayan genel görünüm elde edilirken, ölçek düştüğünde daha detaylı görünüm elde edilmektedir. Ölçeklendirme, sinyalin zaman-genlik gösterimini daraltan veya genişleten bir matematiksel dönüşüm olmaktadır. Konum parametresi ise, bir dalgacığın kaydırılması basit bir ifade ile başlangıç noktasının yatay ekseninde hareket ettirilmesi, dolayısıyla da konumunun değiştirilmesi olarak ifade edilebilmektedir.

Sinyali hem zaman hem de ölçek bazında analiz edebilme özelliği ile ilgili olarak dalgacıklar; “Sürekli Dalgacık Dönüşümü” ve “Kesikli Dalgacık Dönüşümü” olmak üzere iki ayrı şekilde karşımıza çıkmaktadır.

Sürekli dalgacık dönüşümünde ölçek (a) ve konum (u) parametreleri, gerçek sayılar uzayı (\mathfrak{R}) boyunca $a \neq 0$ kısıtı altında sürekli değerler almakta, kesikli dalgacık dönüşümünde ise, bu parametreler sadece kesikli değerler almaktadırlar. Dolayısıyla $a \in \mathbb{Z}$, $u \in \mathbb{Z}$ ve $a \neq 0$ olmak üzere ölçek ve konum parametreleri tamsayılar kümesinin (\mathbb{Z}) birer elemanı olmaktadır.

Dalgacıklar terminolojisinde ayrıca; yüksek frekansları geçiren (high pass filter) ve düşük frekansları geçiren (low-pass filter) olmak üzere iki tür dalgacık filtresi söz konusudur. Yüksek frekansları geçiren filtre h_b , düşük frekansları geçiren filtre ise g_b simgesi ile ifade edilmektedir. Düşük frekansları geçiren filtreye aynı zamanda ölçekleme

filtresi de denilmektedir. Yüksek frekansları geçiren filtre “detay” katsayılarını, düşük frekansları geçiren filtre ise yaklaşım (approximation) katsayılarını vermektedir.

Farklı disiplinlerde dalgacıklar metodolojisi kullanılarak yapılmış olan çok sayıda çalışma mevcuttur. Özellikle akustik, astronomi, mühendislik, jeoloji, tıp, meteoroloji, oşinografi ve fizik alanlarında oldukça yaygın bir kullanım alanı bulmuş olan dalgacıklar, son yıllarda iktisadi ve finansal uygulamalarda da yer almaya başlamıştır. Bu bağlamda dalgacıkların sinyal işleme, görüntü (resim) işleme ve sıkıştırma, zaman-frekans analizleri, elektromanyetik analizler, filtreleme v.b. gibi çok çeşitli kullanım alanları mevcuttur. 1980’li yılların sonlarında teorik temelleri oluşturulduktan sonra, dalgacıkların ilk uygulamalarından biri; depremin tahmin edilmesi ile ilgili olmuştur. Bu alanda dalgacıklar, Fourier analizinin yapamadığı, durağan olmayan sismik sinyallerin zaman ve frekans boyutlu analizlerinde faydalı olmuştur. Dalgacıkların durağan olmayan sinyalleri de analiz edebilme özelliği, veri sıkıştırmada da faydalı olmuş ve bu bağlamda 1992’de FBI dalgacıkların, görüntü sıkıştırma özelliğini kullanarak parmak izi veritabanını yeniden oluşturmuştur. Son on yıldan bu yana dalgacıklar iktisadi ve finansal analizlerde de kullanılmaya başlanmıştır. Bu alandaki çalışmalara bir katkı sağlamak ve Türkçe literatürdeki boşluğu gidermeye çalışmak amacıyla bu tezde dalgacıklar analizi kullanılarak finansal bir uygulama yapılmıştır.

Yapılan literatür taramaları doğrultusunda finansal zaman serilerindeki uzun dönem bağımlılık yapısının tespit edilmesi hususunda dalgacıkların önemli bir kullanım alanına sahip olduğu görülmüştür. Uygulama bölümünün bulgularına geçmeden önce kısaca ifade etmek gerekirse, zaman serilerinde uzun bellekli bir süreç; otokovaryans fonksiyonu yavaşça azalan stokastik bir süreç olarak tanımlanmaktadır. Bu özellik nedeniyle, uzun bellekli süreçlerin varlığı durumunda geleneksel zaman serileri tekniklerinin uygulanabilirliği güç hatta imkânsız hale gelmektedir. Bu nedenle literatürde uzun bellekli süreçlere ilişkin uygulamalar ve analizler genellikle frekans boyutunda yapılmaktadır.

Uzun dönem bağımlılık kavramını Mandelbrot sermaye piyasalarında kullanmış ve hisse senedi ve döviz kuru getiri ya da volatilitesinde uzun bellek yapısını incelemiştir.

Ballie (1996) ise makro ekonomik zaman serilerinin ortalamaya geri dönen (mean reversion), durağan olmayan ve güçlü hafıza (strong persistence) davranışları sergilediğini ortaya koymuştur. Hassler ve Wolters (1995) çalışmalarında Amerika, İngiltere, Fransa, Almanya ve İtalya enflasyon oranlarının kesirli fark süreci $I(d)$ ile tanımlandığını göstermişlerdir. Bu da uzun dönem bağımlılık yapısının hem iktisadi hem de finansal zaman serilerinde önemli bir yere sahip olduğuna işaret etmektedir.

Finansal varlık getirilerinde uzun bellekli süreçlerin varlığı modern finansal ekonomide kullanılan uygulamaların çoğu için önemli bir anlam ifade eder. Örneğin optimal tüketim/tasarruf ve portföy oluşturma kararlarında eğer varlık getirileri uzun dönem bağımlılık özelliği gösteriyorsa yatırım dönemi oldukça önemli hale gelir. Benzer şekilde Sermaye Varlıkları Fiyatlandırma (CAPM) ve Arbitraj Fiyatlandırma teorilerine ilişkin olarak yapılan geleneksel istatistiksel testler uzun bellekli süreçlerin varlığı halinde geçerliliklerini kaybederler. Hisse senedi getirilerinde uzun bellekli süreçlerin varlığı finasta hem teorik hem de ampirik çalışmalara konu olmuştur. Hisse senedi getirilerindeki uzun bellek piyasa etkinliği ve öngörülebilirliği açısından önemli bir yere sahiptir.

Son yıllarda finansal varlık getirilerinin yanı sıra getiri volatilitelerindeki uzun dönem bağımlılık yapısı da araştırma konusu olmaktadır. Volatilitede uzun dönem bağımlılık yapısının varlığı iki önemli sorunu beraberinde getirmektedir. Birincisi volatilitenin öngörülerinde ARMA(p,q) modellerinin kullanılmasında ortaya çıkmaktadır. Bu nedenle de volatilitenin uzun dönem bağımlı olması durumunda yapılacak öngörülerde ARMA(p,q) modelleri yerine FIGARCH, EGARCH ya da SV(Stokastik Volatilité) gibi modellerin kullanılması gerekecektir. İkinci olarak, türev işlemlerinde de volatilité dinamikleri önem taşıdığından, türev fiyatlamada da volatilitédeki uzun dönem bağımlılık yapısını dikkate almak faydalı sonuçlar ortaya koyacaktır.

Uzun dönem bağımlılık yapısını ekonometrik olarak analiz etmeye çalışan ilk araştırmacılar Granger ve Joyeux (1980) ile Hosking (1981) olmuştur. Granger ve Joyeux (1980) ve Hosking (1981) bu amaçla, kesirli bütünleşik ARMA ya da ARFIMA modellerini geliştirerek uzun dönem bağımlılık yapısını teşhis etmeye çalışmışlardır. Daha sonra

Geweke ve Porter-Hudak (1983) uzun dönem bağımlılık yapısının düzeyini tespit etmek için fark parametresi d 'yi hesaplama yoluna gitmiştir.

Finansal zaman serilerinde uzun dönem bağımlılık yapısının test edilmesi için kullanılan metotlar yarı-parametrik ve parametrik metotlar olmak üzere iki grupta incelenebilir. Yarı parametrik metotlar otokovaryans fonksiyonlarının modellenmesini gerektirmezler. Bu modeller yalnızca d parametresi ile ilgilendirilir. Örneğin eğer ARFIMA(p,d,q) gibi modeller kurulursa bu durumda parametrik metotlara başvurulmuş demektir. Parametrik metotların en temel dezavantajı; çok sayıda parametrenin tahmini yapılması ve bu durumun da hem uzun işlemler gerektirmesi hem de spesifikasyon hatalarını beraberinde getirmesidir. Öte yandan, yarı parametrik modellere göre d uzun bellek konusunda ilgilenilmesi gereken en önemli parametredir ve spesifikasyon hatalarına karşı daha dirençlidir. ARFIMA(p,d,q) tipi modeller zaman serilerinde uzun dönem bağımlılığın tespit edilmesinde sıkça kullanılırlar. Ancak zaman boyutunda kullanılan bu yönteme alternatif olarak spektral yoğunluğu yarı parametrik olarak frekans boyutunda ele alan modeller de kullanılmaktadır. Bu modeller arasında GPH (Geweke and Porter-Hudak) (1983) tahmincisi, Fox and Taqqu (1986)'nın Whittle tahmincisi ve Robinson(1995) tarafından geliştirilen çeşitli yarı parametrik modeller bulunmaktadır. Bu parametrik ve yarı-parametrik yöntemlere alternatif olarak Dalgacıklar yöntemi de uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmin edilmesinde kullanılmaktadır.

Uzun dönem bağımlılık yapısı ile ilgili çalışmalara bakıldığında dalgacıklar yönteminin uzun dönem bağımlılık yapısının simüle edilmesinde ve kesirli fark sürecine bağlı olarak uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmin edilmesinde kullanılmadığı görülmektedir. Uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmin edilmesinde dalgacıkların kullanılmasının bir avantajı diğer yöntemlere göre daha dirençli olmasıdır. Uzun dönem bağımlılık parametresinin dalgacıklar yöntemi kullanılarak tahmin edilmesinde çeşitli teknikler kullanılmaktadır. Örneğin McCoy ve Walden (1996), bu parametreyi dalgacıklar yöntemini maksimum olasılık tahmin yönteminde kullanarak tahmin etmeye çalışmıştır. Bunun ardından Jensen (1999) ise, kesirli fark parametresi d 'nin olağan en küçük kareler

tahmincisini dalgacıklar yöntemini kullanarak elde etmeye çalışmıştır. Jensen'in bulguları ve yapmış olduğu simülasyonlara göre OEKK yöntemi Maksimum olabilirlik yöntemine göre daha tutarlı sonuçlar ortaya koymuştur. Bu çalışmada da uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmin edilmesinde Jensen'in yönteminden faydalanılmıştır.

Uygulamanın ilk bölümünde İMKB'de işlem gören ve Ulusal 30 endeksi kapsamında yer alan onaltı şirkete ilişkin zaman serisi verileri ile, Ulusal 30 ve Ulusal 100 endeksleri verileri kullanılarak hem getiri hem de volatilitelerdeki uzun dönem bağımlılık yapısı tespit edilmeye çalışılmıştır. Bu amaçla GPH ve Dalgacıklar olmak üzere iki ayrı yöntem kullanılmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Analiz sonuçlarına göre ise tüm verilere ilişkin getiri serilerinde uzun dönem bağımlılık yapısının olmadığı her iki yöntem ile ortaya konulurken, volatilitenin mutlak getiri olarak tanımlandığı serilerde Akbank serisi hariç tüm serilerde uzun dönem bağımlılık yapısına rastlanırken, volatilitenin getirilerin karesi olarak tanımlandığı serilerde 16 şirket verisinden yedisinde ve her iki endeks serisinde de uzun dönem bağımlılık yapısının mevcut olduğu görülmüştür. GPH tahmincisi ve Jensen'in OEKK tahmini sonuçlarına ilişkin standart hatalar karşılaştırıldığında, Jensen'in OEKK tahminlerinin standart hatalarının GPH'nin standart hatalarından daha düşük olduğu, dolayısıyla da dalgacıklar yöntemi ile yapılan tahminlerin daha etkin tahminler olduğu ortaya çıkmıştır. Zira Jensen'in (1999) simülasyon sonuçları ile karşılaştırıldığında da bizim sonuçlarımızın bu sonuçlarla tutarlı olduğu söylenilebilir.

Uygulamanın ikinci bölümünde ise, borsada iki farklı periyot olarak bilinen "ayı" ve "boğa" fazları İMKB Ulusal 30 ve 100 endeksleri için Pagan ve Sossounov (2003) tarafından geliştirilen algoritma kullanılarak tespit edilmiştir. Ardından ise bu fazlarda uzun dönem bağımlılık yapısının farklılık gösterip göstermediği incelenmeye çalışılmıştır.

Her iki İMKB endeksi için ayı ve boğa fazları tespit edildikten sonra, ikinci bir aşama olarak bu iki farklı fazda volatilitedeki uzun dönem bağımlılık yapısının farklılıklar gösterip göstermediğini araştırmak amacıyla dalgacıklar yöntemi kullanılarak bu fazlar için ayrı ayrı d parametreleri hesaplanmıştır. Sonuç olarak, İMKB'de tespit edilmiş olan ayı ve boğa fazlarında volatilitedeki uzun dönem bağımlılık yapısı d parametresi ile incelenmiş ve

bu parametrenin boğa fazında ayı fazına nazaran daha yüksek çıktığı dolayısıyla da volatilité kalıcılığının boğa fazında daha fazla olduğu ortaya çıkmıştır. Literatürdeki benzer çalışmalarla da karşılaştırıldığında sonuçların birbirleriyle tutarlı olduğu görülmüştür.

Sonuçta Dalgacıklar yönteminin finansal zaman serilerindeki uzun dönem bağımlılık yapısının tespit edilmesinde diğer frekans boyutlu yöntemlere göre daha etkin sonuçlar verdiği ortaya çıkmıştır. Dolayısıyla finansal zaman serilerinin frekans boyutunda incelenmesinde Dalgacıklar yönteminin oldukça faydalı olduğu da görülmüştür.

Bu sonucu da dikkate alarak özellikle çok sayıda veriden oluşan ve durağan olmayan iktisadi ve finansal zaman serilerine ile çalışılırken, zaman boyutlu yöntemlerin yanı sıra, serileri ölçek bazında analiz eden “Dalgacıklar Yönteminin” de kullanılmasının elde edilecek sonuçları daha etkili hale getireceğini söyleyebiliriz.

Terimler Sözlüğü

Amplitude: Genlik

Angular Frequency: Açısal Frekans

Approximation Coefficients: Yaklaşım Katsayıları

Continious Wavelet Transform: Sürekli Dalgacık Dönüşümü

Cycle: Döngü

Detail Coefficient: Detay Katsayıları

Discrete Wavelet Transform: Kesikli Dalgacık Dönüşümü

Fast Fourier Transform: Hızlı Fourier Dönüşümü

Father Wavelet: Ölçekleme Fonksiyonu

High Pass: Yüksek Frekansları Geçiren

Low Pass: Düşük Frekansları Geçiren

Mother Wavelet: Ana Dalgacık

Realization: Gerçekleşme

Vanishing Momenets: Sıfıra Yaklaşan Momentler

Wavelet Transform: Dalgacık Dönüşümü

Zero Padding: Sıfırla Genişletme

KAYNAKLAR

Abramovich, F., T.C. Bailey and Sapatinas, T. (2000), “*Wavelet Analysis and Its Statistical Applications*”, The Statistician, Vol.49, No:1,pp.1-29

Aga, M. ve Kocaman, B., (2008), “*Efficient Market Hypothesis and Emerging Capital Markets: Emprical Evidence From ISE*”, International Journal of Finance and Economics, Issue 13 , pp:131-144

Akgül, Işıl, (2003), **Geleneksel Zaman Serisi Yöntemleri**, DER Yayınları, İstanbul

Aktan, B., A. B. Mabrouk, M. Ozturk, and N. Rhaïem, (2009), “Wavelet Based Systematic Risk Estimation An Application on Istanbul Stock Exchange”, International Research Journal of Finance and Economics, 23, pp.33-45

Allen, R.L., and D. W. Mills, (2004), **Signal Analysis: Time, Frequency, Scale and Structure**, Wiley Interscience, U.S.A.

Amara Graps, “An Introduction to Wavelets” IEEE Computational Science and Engineering, 1995, Vol. 2, Num. 2, pp. 50-61

Arı, N., Ş. Özen, ve Ö. Çolak, (2008), **Dalgacık Teorisi**, Palme Yayıncılık, Ankara

Aytaç, U. (2004), “Dalgacıklar Teorisi”, Bitirme Projesi, İTÜ Mühendislik Fakültesi, Matematik Bölümü

Baillie, R. T. ,1996, s.6, “Long Memory Procesess and Fractional Integration in Econometrics”, Journal of Econometrics, 73, pp.5-59

Balaban, E., (1995), “Informational Efficiency Of The Istanbul Securities Exchange and Some Rationale for Public Regulation” , **TCMB Discussion Paper**, No: 9502 February 1995

Barışık, S. ve E. İ. Çevik, (2008), “Türkiye’de İşsizlikte Histeri Etkisinin Parçalı Durağanlık Testi İle Analizi”, 8. Türkiye Ekonometri ve İstatistik Kongresi 24-25 Mayıs 2007 – İnönü Üniversitesi Malatya, ss. 1-24

Barkoulas, J., F.,B. Christopher, and T. Nickolaos, (2000), “Long Memory in the Grek Stock Market”, *Applied Financial Economics*,10, pp. 177-184.

Barkoulas, John T. and C. F. Baum, (1996), “Long-term dependence in stock returns”, *Economics Letters*, 53, pp. 253–259

Batar, Hatice, (2005), “EEG İşaretlerinin Dalgacık Analiz Yöntemleri Kullanılarak Yapay Sinir Ağları İle Sınıflandırılması”, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniv. F.B.E. Yüksek Lisans Tezi

Beveridge, S. ve C. R. Nelson, (1981), “A New Approach to Decomposition of Economic Time Series into Permanent and Transitory Components with Particular Attention to Measurement of the “Business Cycle”, *Journal of Monetary Economics*, 7, pp. 151-174

Boggess, Albert, F. J.Narcowich, (2001), **A First Course In Wavelets with Fourier Analysis**, Prentice Hall

Bollerslev , T. ve H. O. Mikkelsen, (1996), “Modeling And Pricing Long Memory in Stock Market Volatility” *Journal of Econometrics*, 73, pp. 151-184.

Bry, G. ve C. Boschan, (1971), **Cyclical Analysis of Time Series: Selected Procedures and Computer Programs**, Columbia University Press, New York

Burrus, C. Sidney, Gopinath, A. Ramesh ve Guo, Haitao, (1998) , **Introduction to wavelets and wavelet Transforms**, Prentice Hall, New Jersey, s. 216-217

Cascio, L. Iolanda, (2007), “Wavelet Anallysis and Denoising: New Tools for Economists”, Queen Mary University of London, Department of Economics, Working Paper

Cavalcante, J. and Ata, A., (2002) ,Long-range Dependence in the Returns and Volatility of the Brazilian Stock Market, Stock Market Manuscript, Rio de Janeiro. <http://inter.bndes.gov.br/english/studies/imbsm.pdf> Erişim Tarihi : 20.07.2008

Chatfield, C., (2004), **The Analysis of Time Series: An Introduction**, Sixth Edition CRC Press, Florida.

Chen, G., K.Y. Choi, and Y. Zhou, (2008), “Detections of Changes in Returns by a Wavelet Smoother with Conditional Heteroscedastic Volatility”, Journal of Econometrics, 143, pp. 227-262.

Chiann, Chang and A. P. Morettin, (1998), “A Wavelet Analysis for Time Series”, Journal of Nonparametric Statistics, Vol:10, pp.1-46.

Chui, K. Charles, (1992), **An Introduction to Wavelets**, Academic Pres, San Diego, NewYork.

Crowley, Patrick, M., (2007), “Guide to Wavelets for Economics”, Journal Of Economic Surveys Vol. 21, No. 2, 207-267.

Cuñado, J., Gil-Alana, L. A. Ve Gracia, F. P. (2008), “Stock Market Volatility in US Bull and Bear Merkets”, Journal of Money, Investment and Banking, Issue 1,pp. 24-31.

Daubechies, Ingrid, (1992), **Ten Lectures On Wavelets**, Capital City Press, Montpelier, Vermont.

Demirkol, A., İşaretler ve Sistemler Ders Notları http://web.sakarya.edu.tr/~askind/S&S_chapter6.1.pdf (Erişim Tarihi: 08.03.2009).

Diebold, F.X., A. Inoue, (2001), “Long memory and Regime Switching”, Journal of Econometrics 105 , pp.131–159.

Dimson, E., and M. Mussavian, (1998): “A brief of history of market efficiency”. European Financial Management, vol. 4, no. 1, pp. 91-193.

Ding, Z., C.W.J. Granger, R.F. Engle, (1993), “A Long Memory Property of Stock Returns and a New Model”, *Journal of Emrical Finance*, 1, pp. 83-106.

DiSario, R., H. Saraoğlu, J.McCarthy, and H. Li, (2008), “Long Memory in The Volatility of Emerging Equity Market: The Case of Turkey”, *International Markets Institutions and Money*. 18, pp.305-312.

DiSario,R., H. Saraoğlu, J.McCarthy, and H. Li, (2008), “An Investigation of Long Memory in Various Measuers of Stock Market Volatility, Using Wavelets and Aggregate Series”, *Journal of Economics and Finance*, 32: 136-147.

Eğrioğlu, E., H. Aladağ ve S. Günay, (2007), “Uzun Dönem Bağımlı Zaman Serilerinin Yapay Sinir Ağları İle Öngörülmesinde Mimari Seçim Ölçütlerinin Karşılaştırılması”, 8. Türkiye Ekonometri ve İstatistik Kongresi, 24-25 Mayıs Malatya, ss.1-10.

Elfouly, Fatma H. and others, (2008), “Comparison between Haar and Daubechies Wavelet Transformations on FPGA Technology”, *International Journal of Computer, Information, and Systems Science, and Engineering* 2;1 © www.waset.org Winter 2008,.

Ergün, B., (2009), “Piyasa Anomalileri ve Aşırı Tepki Hipotezinin İMKB’de Araştırılması”, Çukurova Üniversitesi S.B.E. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi.

Esen, Serdar, (1985), “Zaman Serilerinin Spektral Analizi ve Bir Uygulama Denemesi”, U.Ü.S.B.E. Yayınlanmamış Doktora Tezi.

Fama, E. F. (1963), “Mandelbrot and Stable Paretian Hypothesis”, *The Journal of Business*, Vol:36, Issue:4, ss. 420-429.

Fama, E. F. (1965 a), “The Behaviour of Stock Market Prices”, *Journal for Business*, vol. 38, pp. 34–105.

Fama, E. F. (1965 b), “Random Walks in Stock Market Prices”, *Financial Analysts Journal*, vol. 21, no.5, pp.. 55-60.

Fama, E. F. (1970), “Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work”, *Journal of Finance*, vol. 25, no. 2, pp. 383–417.

Fama, E. F. (1991): “Efficient Capital Market: II”, *Journal of Finance*, vol.5, pp.1575-1617.

Fama, E. F. and K.R. French, (1988), “Permanent and Temporary Components of Stock Prices”, *Journal of Political Economy*, vol: 96, no:2, pp: 246-273.

Fernandez, V. and M.B. Lucey, (2007), “Portfolio Management Under Sudden Changes in Volatility and Heterogeneous Investment Horizons”, *Physica A*, 375, pp.612-624.

Fernandez, V., (2006), “The CAPM and Value at Risk at Different Time Scales”, *International Review of Financial Analysis*, (15), pp. 203-219

Fernandez, V., (2006), “Time Scale Decomposition of Price Transmission in International Markets”, *Applied Economics Center Research Paper*, pp. 1-33.

Frennberg, P., B. Hansson, (1993), “Random Walk Hypothesis on Swedish Stock Prices: 1919-1990”, *Journal of Banking and Finance*, February, 17, pp. 175-191.

Gallegati, M. ve M. Gallegati, (2007), “Wavelet Variance Analysis of Output in G-7 Countries”, *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, Volume 11, Issue 3, Article 6, pp. 1-25

Gallegati, M. (2008), “Wavelet Analysis of Stock Returns and Aggregate Economic Activity”, *Computational Statistics & Data Analysis*, 50, pp. 3061–3074

Gençay, R., Selçuk, F. ve Whitcher, B., (2001), “Scaling Properties of Foreign Exchange Volatility”, *Physica A*, 289, pp. 249-266

Gençay, R., Selçuk, F. ve Whitcher, B.,(2002), **An Introduction to Wavelets and other Filtering Methods in Finance and Economics**, Academic Pres, U.S.A.

Gençay, R., F. Selçuk, and B. Whitcher, (2005), “Multiscale Systematic Risk”, *Journal of International Money and Finance*, (24), pp. 55-70.

Geweke, J. F. and Porter-Hudak, S. (1983). “The Estimation And Application Of Long Memory Time Series Models”, *Journal of Time Series Analysis*. 4, pp. 221-238.

Granger, C.W.J. and Z. Ding, (1996), “Some Properties Of Absolute Return: An Alternative Measure Of Risk”, *Annals d'Economie et de Statistique*, 40, pp. 67-91.

Granger, C.W.J. and R. Joyeux, (1980), “An Introduction to Long-memory Time Series Models and Fractional Differencing”, *Journal of Time Series Analysis* 1, pp. 15–29.

Hamilton, D. J., (1994), *Time Series Analysis*, Princeton University Pres, Princeton, New Jersey.

Hamilton, J.D. and R. Susmel, (1994), “Autoregressive Conditional Heteroskedasticity And Changes In Regime”, *Journal of Econometrics*, 64, pp. 307–333.

Harvey, C.,R., (1995), “Predictable Risk and Returns in Emerging Markets”, *The Review of Financial Studies*, 8, pp. 773-816.

Hosking, J. R. M. (1981). “Fractional Differencing”, *Biometrika* 68, 165-176.

Hsu, Nan-Jung, 2006, “Long Memory Wavelet Models”, *Statistica Sinica* (16), pp. 1255-1271.

In, F. and S. Kim, (2006), “Multiscale Hedge Ratio Between The Australian Stock And Futures Markets: Evidence From Wavelet Analysis”, *Journal of Multinational Financial Management*, (16), pp. 411-423.

Jensen, M. J., (1999), “Using Wavelets to Obtain a Consistent OLS Estimator of Thr Long-Memory Parameter”, *Journal of Forecasting*, 18, pp. 17-32.

Jonas Gomes and Luiz Velho, (1999), “From Fourier Analysis To Wavelets”, *Instituto De Matematica Pura E Aplicada, IMPA Rio De Janeiro, Brazil, Course Notes*.

Kahraman D. ve M. Erkan, (2005) , “İMKB’de Tesadüfi Yürüyüş Testi”, *Celal Bayar Üniversitesi İİBF Yönetim ve Ekonomi Dergisi*, Cilt:12 Sayı:1, ss.11-24.

Karaođlu, B., (1994), **Fizik ve Mühendislikte Matematik Yöntemler**, BilgiTek Yayıncılık, İstanbul.

Kasman, A. ve E. Torun, (2007), “Long Memory in the Turkish Stock Market Return and Volatility”, *Central Bank Review* 2, pp.13-27.

Kılıç, R., (2004), “On The Long Memory Properties of Emerging Capital Markets: Evidence from ISE”, *Applied Financial Economics*, 14, pp. 915-922.

Kim, S. and F. In, (2003), “The Relationship Between Financial Variables and Real Economic Activity: Evidence From Spectral and Wavelet Analysis”, *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, Volume 7, Issue 4, pp.1-16.

Kim, S. and F. In, (2007), “On the Relationship Between Changes in Stock Prices and Bond Yields in the G7 Countries: Wavelet Analysis”, *International Financial Markets, Institutions & Money*, (17), pp. 167–179.

Koopmans, L. H., (1974), **The Spectral Analysis of Time Series**, Academic Pres, NewYork.

Korkmaz, T., E. İ. Çevik ve N. Özataç, (2009), “*Testing for Long Memory in ISE Using ARFIMA-FIGARCH Model and Structural Break Test*”, *International Research Journal of Finance and Economics*, 26, pp.186-191.

Lee, B-S. (1992), “Causal Relations among Stock Returns, Interest Rates, Real Activity, and Inflation”, *The Journal of Finance*, September, XLVII (4), pp.1591-1603.

Lee, J., (2004), Wavelet Transform for Estimating the Memory Parameter in Long Memory Stochastic Volatility Model, <http://www.ims.nus.edu.sgpreprints2004-53.pdf>, (Erişim Tarihi: 01/08/2009).

Liu, M., (2000), “Modeling Long Memory in Stock Market Volatility”, *Journal of Econometrics* 99, pp: 139-171.

Lo, A., (1991), “Long Term Memory in Stock Market Prices”, *Econometrica*, Vol:59, Issue:5, pp:1279-1313.

Lo, A.W., and A.C. Mackinlay, (1988), “Stock Market Prices Do Not Follow Random Walks: Evidence From a Simple Specification Test”, *Review of Financial Studies*, 1, pp. 41 – 66.

Lobato, I. N. and N.E. Savin, (1998), “Real and Spurious Long Memory in Stock Market Data”, *Journal of Business and Economic Statistics*, vol:162 no:3, pp.61-268.

Loh, R. H., (2003), “Time Series Forecast With Neural Network and Wavelet Techniques”, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Queensland.Ph.d. Thesis, <http://innovexpo.itee.uq.edu.au/2003/exhibits/s4023427/thesis.pdf> (Erişim Tarihi: 18.04.2009).

Los, Cornelis A. (2000), ”Nonparametric Efficiency Testing of Asian Stock Markets, Using Weekly Data,” in Fomby, Thomas, B. and R. Carter Hill (Editors), *Advances in Econometrics: Applying Kernel and Nonparametric Estimation to Economic Topics*, Vol. 14, JAI Press, Inc., 329- 363.

Mallat, S. (1989), “A Theory of multiresolution Signal decomposition: The Wavelet Representation”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11, pp. 674-693.

Mallat, Stéphane, (1998), **A Wavelet Tour of Signal Processing**, Academic Press, London.

Masset, Philippe, (2008), “Analysis of financial time series Using Fourier and Wavelet Methods”, <http://ssrn.com/abstract=1289420> (Erişim Tarihi: 18.11.2008).

Matlab Wavelet User Guide.

McCoy, E. J. And A. T. Walden, (1996), “Wavelet Analysis and Synthesis of Stationary Long Memory Processes”, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 5, pp. 1-31.

McQueen, G.R., (1992), “Long Horizon Mean Reverting Stock Prices Revisited”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 27, pp. 1–18.

Mery, R.J.E., 2005, “Wavelet Theory and Application:A literature study”, Eindhoven University of Technology Department of Mechanical Engineering Working Paper. Pp. 1-49.

Meyer, Y. (1993), **Wavelets: Algorithms&Applications**, **Society For Industrial and Applied Mathematics**, Philadelphia.

Mickens, R. E., (2004), **Mathematical Methods for Natural and Engineering Sciences**, World Scientific Publishing, U.S.A.

Mike, K, ve .P.So, (2000), “Long Term Memory in Stock Market Volatility”, *Applied Financial Economics*, 10, pp. 519-524.

Miner, N.E. 1998. “An Introduction to Wavelet Theory and Analysis”, Sandia Report, NM, October: pp. 1-25.

Misiti Michel and et all., (2007), **Wavelets and Their Applications**, ISTE, USA.

Morettin A. P., (1996), “From Fourier to Wavelet Analysis of Time Series”, In. *Proc. Computational Statistics* (ed A. Pratt), , New York:Physica ,pp.111-122.

Nason, Guy P. and Sachs, Rainer von (1999), “Wavelets in Time-Series Analysis, *Philosophical Transactions*”, *Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, Vol. 357, No. 1760, pp. 2511-2526.

Norsworthy, J., R., L. Ding and R. Görener, (2000), “Wavelet-Based Analysis Of Time Series: An Export From Engineering To Finance”, *Leading Technology Change: Management Issues and Challenges*, *Proceedings of the IEEE Engineering Management Society*, Albuquerque, **NM**. pp. 126-132.

Önem, C., (2003), **Mühendislik ve Fizikte Matematik Metodlar**, Birsen Yayınevi, İstanbul.

Özgönel, O., G. Önbilgin and Ç. Kocaman, (2004), “Wavelets And Its Applications of Power System Protection”, G.Ü. Fen Bilimleri Dergisi, 17(2):pp. 77-90.

Özün, A. ve Çifter A., (2006), “Bankaların Hisse Senedi Getirilerinde Faiz Oranı Riski: Dalgacıklar Analizi İle Türk Bankacılık Sektörü Üzerine Bir Uygulama”, Bankacılar Dergisi, Sayı 59, ss. 3-15.

Özün, A. ve Çifter, A., (2007), “Multiscale Causality Between Energy Consumption and GNP in Emerging Markets: Evidence From Turkey”, Investment Management and Financial Innovations, Volume 4, Issue 2, pp. 60–70.

Özün, A. ve Çifter, A., (2008), “Modelling Long-Term Memory Effect in Stock Prices: A Comparative Analysis with GPH Test and Daubechies Wavelets”, Studies in Economics and Finance, 25.1 pp.38-48.

Pagan, R. A., ve Sossounov, A. K., (2003), “A Simple Framework for Analysing Bull and Bear Markets”, Journal of Applied Econometrics,18, pp. 23-46.

Palma, W., (2007), **Long Memory Time Series**, John Wiley&Sons, U.K.

Percival, D.B., (1993) “An Introduction to Spectral Analysis and Wavelets”, International Workshop on Advanced Mathematical Tools in Metrology Torino, pp. 1-13.

Percival, D.B.,and A. Walden, (2000), **Wavelet Methods For Time Series Analysis**, Cambridge University Press, U.K.

Polikar, R. (1999), “The Engineer's Ultimate Guide To Wavelet Analysis The Wavelet Tutorial”, [Http://Engineering.Rowan.Edu/~Polikar/Wavelets/Wtpart3.Html](http://Engineering.Rowan.Edu/~Polikar/Wavelets/Wtpart3.Html) (Erişim Tarihi: 18.09.2009).

Poterba, J., and L. Summers, (1988), “Mean Reversion in Stock Prices: Evidence and Implications”,. Journal of Financial Economics, 22, pp. 27 – 59.

Priestley, M. B., (1981), **Spectral Analysis and Time Series**, Academic Press, London.

Priestly, M.B. (1996), “Wavelets and Time Dependent Spectral Analysis”, *Journal of Time Series Analysis*, 17, pp. 85–104.

Qian, Shie, (2002), **Time- Frequency and Wavelet Transforms**, Prentice Hall, New Jersey.

Raihan, S., Wen, Y. and Zeng, B., (2005), “Wavelet: A New Tool for Business Cycle Analysis”, Federal Reserve Bank Of St. Louis, Working Paper 2005-050A <http://research.stlouisfed.org/wp/2005/2005-050.pdf> (Erişim Tarihi: 20.08.2008).

Ramsey, J. B. and C. Lampart, (1998), “Decompositions of Economic Relationships by Timescale Using Wavelets”, *Macroeconomic Dynamics* (2), pp. 49-71.

Ramsey, J.B. (1999), “The Contribution of Wavelets to The Analysis of Economic and Financial Data”, *Philosophical Transactions: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, Vol.357, No.1760, pp. 2593–2606.

Ray, B., Tsay, R.,(2000), “Long Range Dependence in Daily Stock Volatilities”, *Journal of Business and Economic Statistics*, 18, pp.254-262.

Robinson, P.M., (1995), “*Gaussian Semiparametric Estimation of Long-Range Dependence*”, ***Annals of Statistics***, 23,1048-1072.

Sadique, Shibley and Param Silvapulle, (2001), “Long-Term Memory In Stock Market Returns: International Evidence”. *International Journal Of Finance & Economics*, Volume 6, Issue 1, pp. 59-67.

Schleicher, Cristoph, (2002), “An Introduction to Wavelets for Economists”, Bank of Canada Working Paper 3, pp.1–41.

Selçuk, F. (2005), “Dalgacıklar Yeni Bir Analiz Yöntemi”, *Bilkent Dergisi*, Sayı 3 ss.12-15.

Sevüktekin, M. ve M. Nargeleçekenler, (2007), **Ekonometrik Zaman Serileri Analizi**, Nobel Yayınevi, Ankara.

Shiller, R.J., (1984), “Stock Prices and Social Dynamics”, Brookings Papers on Economic Activity 2, pp. 457 - 510.

Siluyele J. Ian, (2005), “Application of Wavelet Analysis to Time Series Data”, An Essay of African Institute for Mathematical Sciences, June, pp. 1-40. <http://www.aims.ac.za/resources/archive/2004/ian.pdf> (Erişim Tarihi: 17.03.2009).

Taqqu, M. S., V. Teverovsky ve W. Willinger, (1995), “Estimators for Long-range Dependence: An Empirical Study”. *Fractals* 3(4), pp. 785–798.

Tkacz, G., (2001), “Estimating the Fractional Order of Integration of Interest Rates Using a Wavelet OLS Estimator”, *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, 5(1), pp: 19-32

Toprak, İ.B., (2007), “EEG Sinyallerinin Dalgacık Dönüşümü ve Yapay Sinir Ağları İle Analizi”, Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.

Tu, J., (2006), “Are Bull and Bear Markets Economically Important?” <http://www.ccf.org.cn/cicf2006/cicf2006paper/20060130155446.pdf> (Erişim Tarihi: 08.07.2009).

Turgutlu Evrim, (2004), “Fisher Hipotezinin Tutarlılığının Testi: Parçalı Durağanlık ve Parçalı Koentegrasyon Analizi”, *D.E.Ü.İ.İ.B.F. Dergisi*, ss. 55-74.

Uwe H. and J. Wolters, (1995), “Long Memory in Inflation Rates: International Evidence”, *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 13, No. 1, pp. 37-45.

Volos, C.C. and F. M. Siokis, (2006), “Long Range Dependence in Stock Market Returns”, *Applied Financial Economics*, 16, pp. 1331-1338.

Wang, W., Van Gelder, P., Vrijling, J. K. and Chen, X., (2006), “Detecting Long-Memory: Monte Carlo Simulations And Application To Daily Streamflow Processes”, *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* 3, pp. 1603–1627, www.hydrol-earth-syst-sci-discuss.net/3/1603/2006/. (Erişim Tarihi: 28.12.2008).

Wright, J. H. (2001) “Long Memory in Emerging Market Stock Returns” *Emerging Markets Quarterly* 5, pp. 50–55.

Wu, Haibin, 2006, “Wavelet Estimation of Time series Regression With Long Memory Processes”, *Economics Bulletin* ,vol:3 No:33, pp:1-10.

Yogo, M., (2008), “Measuring business cycles: A Wavelet Analysis of Economic Time Series”, *Economics Letters* (100), pp. 208-212.

Zhang, W., Zhang, X.,Xiong, X., Li, C-Y., (2005), “Long Memory of Shanghai Stock Market: A Wavelet based Approach”, *Proceedings of the 4. International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Guanhzhou*, 3496-3500.

EK I. Şirket verileri ve Ulusal 30-Ulusal 100 Endeksi Otokorelasyon ve Kısmi Otokorelasyon Fonksiyonları

Akbank Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.005	0.005	0.1114	0.739
		2	0.039	0.039	5.9534	0.051
		3	0.002	0.002	5.9676	0.113
		4	-0.032	-0.034	9.8618	0.043
		5	-0.048	-0.048	18.752	0.002
		6	-0.035	-0.032	23.383	0.001
		7	-0.002	0.002	23.406	0.001
		8	-0.010	-0.008	23.772	0.003
		9	0.021	0.019	25.516	0.002
		10	0.024	0.020	27.657	0.002
		11	-0.001	-0.006	27.661	0.004
		12	0.028	0.024	30.585	0.002
		13	-0.001	-0.001	30.589	0.004
		14	0.003	0.003	30.619	0.006
		15	-0.002	0.001	30.639	0.010
		16	0.005	0.007	30.719	0.015
		17	-0.004	-0.002	30.793	0.021
		18	-0.034	-0.032	35.072	0.009
		19	-0.005	-0.006	35.177	0.013
		20	-0.003	0.001	35.205	0.019
		21	-0.013	-0.013	35.871	0.023
		22	-0.028	-0.031	38.877	0.015
		23	-0.022	-0.025	40.762	0.013
		24	0.020	0.020	42.316	0.012
		25	0.003	0.003	42.346	0.016
		26	0.011	0.006	42.810	0.020
		27	0.010	0.007	43.228	0.025
		28	0.001	-0.001	43.235	0.033
		29	-0.009	-0.009	43.556	0.040
		30	-0.013	-0.010	44.215	0.046
		31	-0.020	-0.016	45.688	0.043
		32	0.001	0.006	45.689	0.055
		33	-0.002	0.000	45.706	0.070
		34	0.000	-0.000	45.707	0.087
		35	-0.006	-0.008	45.837	0.104
		36	-0.023	-0.028	47.884	0.089

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.253	0.253	243.36	0.000
		2	0.193	0.138	384.74	0.000
		3	0.145	0.074	464.25	0.000
		4	0.115	0.047	514.46	0.000
		5	0.124	0.065	572.63	0.000
		6	0.140	0.078	647.14	0.000
		7	0.104	0.026	687.84	0.000
		8	0.094	0.025	721.60	0.000
		9	0.083	0.020	747.88	0.000
		10	0.106	0.052	790.98	0.000
		11	0.103	0.037	830.97	0.000
		12	0.053	-0.021	841.85	0.000
		13	0.069	0.018	860.12	0.000
		14	0.072	0.024	879.76	0.000
		15	0.066	0.014	896.23	0.000
		16	0.082	0.030	922.15	0.000
		17	0.061	0.004	936.45	0.000
		18	0.057	0.010	949.04	0.000
		19	0.061	0.016	963.31	0.000
		20	0.059	0.012	976.72	0.000
		21	0.104	0.060	1017.6	0.000
		22	0.066	0.003	1034.3	0.000
		23	0.078	0.026	1057.5	0.000
		24	0.064	0.006	1073.1	0.000
		25	0.064	0.013	1088.9	0.000
		26	0.065	0.012	1104.8	0.000
		27	0.076	0.022	1126.9	0.000
		28	0.044	-0.012	1134.2	0.000
		29	0.062	0.016	1148.8	0.000
		30	0.061	0.015	1163.2	0.000
		31	0.045	-0.008	1170.8	0.000
		32	0.044	-0.003	1178.4	0.000
		33	0.063	0.027	1193.5	0.000
		34	0.044	-0.002	1200.9	0.000
		35	0.053	0.011	1211.6	0.000
		36	0.061	0.019	1225.9	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.232	0.232	203.83	0.000
		2 0.164	0.117	305.90	0.000
		3 0.095	0.037	340.16	0.000
		4 0.061	0.016	354.06	0.000
		5 0.082	0.055	379.82	0.000
		6 0.090	0.055	410.31	0.000
		7 0.062	0.016	425.13	0.000
		8 0.054	0.016	436.27	0.000
		9 0.059	0.029	449.69	0.000
		10 0.099	0.070	487.10	0.000
		11 0.099	0.049	524.09	0.000
		12 0.024	-0.039	526.27	0.000
		13 0.038	0.009	531.77	0.000
		14 0.035	0.014	536.44	0.000
		15 0.024	-0.004	538.64	0.000
		16 0.063	0.037	553.51	0.000
		17 0.060	0.016	562.98	0.000
		18 0.033	0.000	567.03	0.000
		19 0.028	0.001	570.07	0.000
		20 0.026	0.001	572.56	0.000
		21 0.069	0.048	590.61	0.000
		22 0.042	0.006	597.38	0.000
		23 0.049	0.020	606.42	0.000
		24 0.035	0.003	610.99	0.000
		25 0.036	0.013	615.97	0.000
		26 0.039	0.011	621.81	0.000
		27 0.049	0.015	630.96	0.000
		28 0.039	0.009	636.64	0.000
		29 0.030	0.003	640.07	0.000
		30 0.030	0.007	643.60	0.000
		31 0.016	-0.009	644.89	0.000
		32 0.032	0.008	648.87	0.000
		33 0.049	0.029	658.04	0.000
		34 0.042	0.011	664.76	0.000
		35 0.051	0.023	674.69	0.000
		36 0.036	0.004	679.52	0.000

Düzye

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.999	0.999	3786.8	0.000
		2 0.998	-0.044	7567.8	0.000
		3 0.997	0.001	11343.	0.000
		4 0.996	-0.005	15112.	0.000
		5 0.996	0.030	18876.	0.000
		6 0.995	0.010	22635.	0.000
		7 0.994	-0.006	26388.	0.000
		8 0.993	0.064	30137.	0.000
		9 0.993	0.036	33882.	0.000
		10 0.992	0.033	37623.	0.000
		11 0.991	-0.036	41360.	0.000
		12 0.991	-0.046	45093.	0.000
		13 0.990	-0.011	48820.	0.000
		14 0.989	-0.004	52543.	0.000
		15 0.988	-0.039	56260.	0.000
		16 0.987	0.028	59972.	0.000
		17 0.986	-0.028	63679.	0.000
		18 0.986	0.003	67380.	0.000
		19 0.985	-0.024	71076.	0.000
		20 0.984	-0.014	74765.	0.000
		21 0.983	0.005	78450.	0.000
		22 0.982	0.023	82129.	0.000
		23 0.981	-0.003	85802.	0.000
		24 0.980	-0.013	89470.	0.000
		25 0.979	-0.044	93133.	0.000
		26 0.979	-0.026	96789.	0.000
		27 0.977	-0.021	100438	0.000
		28 0.976	-0.067	104080	0.000
		29 0.975	-0.028	107714	0.000
		30 0.974	0.033	111340	0.000

Arçelik Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.307	0.307	356.84	0.000
		2	0.210	0.128	524.19	0.000
		3	0.176	0.091	642.07	0.000
		4	0.137	0.048	713.30	0.000
		5	0.141	0.065	788.42	0.000
		6	0.122	0.040	844.85	0.000
		7	0.123	0.048	902.56	0.000
		8	0.121	0.043	957.95	0.000
		9	0.119	0.041	1011.9	0.000
		10	0.115	0.034	1062.0	0.000
		11	0.118	0.040	1115.3	0.000
		12	0.108	0.026	1160.0	0.000
		13	0.088	0.006	1189.3	0.000
		14	0.084	0.012	1215.8	0.000
		15	0.095	0.030	1250.5	0.000
		16	0.129	0.064	1314.0	0.000
		17	0.119	0.032	1367.7	0.000
		18	0.092	0.002	1400.1	0.000
		19	0.066	-0.016	1416.6	0.000
		20	0.098	0.039	1452.9	0.000
		21	0.097	0.024	1488.7	0.000
		22	0.087	0.011	1517.4	0.000
		23	0.112	0.043	1565.4	0.000
		24	0.092	0.009	1597.9	0.000
		25	0.102	0.027	1637.4	0.000
		26	0.115	0.037	1687.5	0.000
		27	0.132	0.050	1754.0	0.000
		28	0.132	0.037	1820.2	0.000
		29	0.100	-0.000	1858.1	0.000
		30	0.108	0.025	1902.8	0.000
		31	0.086	-0.005	1930.8	0.000
		32	0.097	0.017	1967.1	0.000
		33	0.097	0.013	2003.5	0.000
		34	0.100	0.020	2041.6	0.000
		35	0.087	0.003	2070.6	0.000
		36	0.085	0.007	2098.5	0.000

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.308	0.308	359.02	0.000
		2	0.194	0.110	502.41	0.000
		3	0.134	0.052	570.37	0.000
		4	0.095	0.028	604.93	0.000
		5	0.112	0.063	652.15	0.000
		6	0.073	0.009	672.37	0.000
		7	0.080	0.035	696.60	0.000
		8	0.072	0.024	716.35	0.000
		9	0.069	0.024	734.47	0.000
		10	0.069	0.023	752.33	0.000
		11	0.081	0.039	777.10	0.000
		12	0.063	0.009	792.18	0.000
		13	0.050	0.005	801.88	0.000
		14	0.048	0.011	810.73	0.000
		15	0.068	0.036	828.54	0.000
		16	0.119	0.081	882.77	0.000
		17	0.072	-0.003	902.71	0.000
		18	0.051	-0.007	912.60	0.000
		19	0.030	-0.013	916.10	0.000
		20	0.055	0.030	927.69	0.000
		21	0.079	0.040	951.47	0.000
		22	0.083	0.034	977.57	0.000
		23	0.085	0.028	1005.2	0.000
		24	0.073	0.015	1025.5	0.000
		25	0.069	0.014	1043.8	0.000
		26	0.066	0.013	1060.6	0.000
		27	0.092	0.042	1092.6	0.000
		28	0.097	0.037	1128.7	0.000
		29	0.087	0.022	1157.4	0.000
		30	0.066	0.002	1174.3	0.000
		31	0.053	-0.005	1185.0	0.000
		32	0.075	0.024	1206.4	0.000
		33	0.057	0.000	1218.9	0.000
		34	0.069	0.025	1237.0	0.000
		35	0.049	-0.001	1246.0	0.000
		36	0.047	0.002	1254.6	0.000

Doğan Holding Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.053	0.053	10.489	0.001
		2	0.058	0.055	23.208	0.000
		3	-0.000	-0.006	23.208	0.000
		4	0.039	0.036	29.019	0.000
		5	-0.024	-0.028	31.264	0.000
		6	-0.026	-0.028	33.824	0.000
		7	0.011	0.017	34.310	0.000
		8	0.021	0.021	36.006	0.000
		9	0.016	0.014	36.977	0.000
		10	0.045	0.043	44.630	0.000
		11	0.036	0.027	49.442	0.000
		12	0.014	0.004	50.181	0.000
		13	0.012	0.008	50.686	0.000
		14	0.036	0.033	55.731	0.000
		15	0.014	0.010	56.526	0.000
		16	-0.006	-0.008	56.644	0.000
		17	-0.017	-0.018	57.775	0.000
		18	-0.006	-0.008	57.891	0.000
		19	-0.019	-0.018	59.220	0.000
		20	0.006	0.008	59.357	0.000
		21	0.019	0.018	60.771	0.000
		22	0.007	-0.000	60.952	0.000
		23	-0.017	-0.022	62.084	0.000
		24	0.028	0.025	65.117	0.000
		25	0.051	0.047	74.898	0.000
		26	0.013	0.007	75.535	0.000
		27	-0.019	-0.020	76.854	0.000
		28	0.008	0.007	77.101	0.000
		29	0.005	0.003	77.200	0.000
		30	-0.015	-0.012	78.013	0.000
		31	-0.005	0.000	78.121	0.000
		32	-0.003	-0.004	78.151	0.000
		33	0.016	0.015	79.146	0.000
		34	0.009	0.007	79.486	0.000
		35	-0.001	-0.010	79.487	0.000
		36	0.002	-0.004	79.505	0.000

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.255	0.255	247.46	0.000
		2	0.232	0.178	451.31	0.000
		3	0.199	0.116	601.40	0.000
		4	0.141	0.043	677.13	0.000
		5	0.146	0.062	758.48	0.000
		6	0.136	0.053	828.72	0.000
		7	0.168	0.090	935.41	0.000
		8	0.135	0.038	1005.2	0.000
		9	0.136	0.041	1075.2	0.000
		10	0.123	0.027	1132.5	0.000
		11	0.127	0.040	1193.7	0.000
		12	0.122	0.032	1250.2	0.000
		13	0.107	0.015	1293.4	0.000
		14	0.118	0.031	1346.7	0.000
		15	0.105	0.017	1388.6	0.000
		16	0.101	0.016	1427.7	0.000
		17	0.085	-0.000	1455.0	0.000
		18	0.099	0.024	1492.7	0.000
		19	0.083	0.004	1518.7	0.000
		20	0.104	0.034	1559.7	0.000
		21	0.108	0.031	1604.4	0.000
		22	0.091	0.009	1635.9	0.000
		23	0.109	0.031	1681.5	0.000
		24	0.096	0.015	1716.3	0.000
		25	0.112	0.035	1764.4	0.000
		26	0.139	0.061	1838.0	0.000
		27	0.129	0.035	1901.2	0.000
		28	0.113	0.011	1950.2	0.000
		29	0.110	0.014	1996.2	0.000
		30	0.109	0.017	2041.4	0.000
		31	0.074	-0.019	2062.5	0.000
		32	0.115	0.036	2113.5	0.000
		33	0.101	0.011	2152.1	0.000
		34	0.072	-0.023	2171.8	0.000
		35	0.103	0.023	2212.6	0.000
		36	0.082	-0.000	2238.7	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.098	0.098	36.224	0.000
		2	0.094	0.085	69.390	0.000
		3	0.076	0.060	91.193	0.000
		4	0.047	0.028	99.611	0.000
		5	0.041	0.024	106.13	0.000
		6	0.046	0.030	114.10	0.000
		7	0.065	0.050	130.07	0.000
		8	0.036	0.016	135.03	0.000
		9	0.040	0.021	141.25	0.000
		10	0.039	0.020	146.90	0.000
		11	0.047	0.030	155.37	0.000
		12	0.039	0.020	161.10	0.000
		13	0.026	0.006	163.65	0.000
		14	0.032	0.013	167.47	0.000
		15	0.045	0.029	175.08	0.000
		16	0.025	0.006	177.49	0.000
		17	0.020	0.002	179.01	0.000
		18	0.031	0.015	182.77	0.000
		19	0.017	0.001	183.85	0.000
		20	0.027	0.013	186.61	0.000
		21	0.033	0.018	190.85	0.000
		22	0.029	0.012	193.99	0.000
		23	0.037	0.020	199.09	0.000
		24	0.037	0.020	204.34	0.000
		25	0.044	0.025	211.61	0.000
		26	0.062	0.042	226.05	0.000
		27	0.054	0.030	237.21	0.000
		28	0.035	0.009	241.88	0.000
		29	0.035	0.010	246.54	0.000
		30	0.036	0.013	251.50	0.000
		31	0.017	-0.005	252.62	0.000
		32	0.035	0.015	257.30	0.000
		33	0.031	0.009	260.90	0.000
		34	0.017	-0.005	261.97	0.000
		35	0.030	0.011	265.51	0.000
		36	0.027	0.007	268.29	0.000

Düzye

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.998	0.998	3779.7	0.000
		2	0.997	0.010	7547.5	0.000
		3	0.995	-0.058	11302.	0.000
		4	0.993	-0.003	15043.	0.000
		5	0.991	-0.017	18770.	0.000
		6	0.989	0.017	22483.	0.000
		7	0.987	0.021	26183.	0.000
		8	0.985	0.033	29872.	0.000
		9	0.983	-0.011	33548.	0.000
		10	0.982	-0.011	37212.	0.000
		11	0.980	-0.008	40863.	0.000
		12	0.978	-0.023	44502.	0.000
		13	0.976	-0.039	48126.	0.000
		14	0.974	0.018	51737.	0.000
		15	0.972	-0.049	55333.	0.000
		16	0.970	0.018	58914.	0.000
		17	0.968	-0.026	62480.	0.000
		18	0.965	0.008	66032.	0.000
		19	0.963	0.008	69568.	0.000
		20	0.961	0.022	73091.	0.000
		21	0.959	0.003	76601.	0.000
		22	0.957	0.010	80097.	0.000
		23	0.955	-0.047	83578.	0.000
		24	0.953	0.019	87046.	0.000
		25	0.951	-0.033	90499.	0.000
		26	0.949	0.003	93937.	0.000
		27	0.947	0.034	97361.	0.000
		28	0.945	0.003	100772.	0.000
		29	0.943	0.015	104169.	0.000
		30	0.941	-0.029	107552.	0.000

Ereğli Demir Çelik Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.029	0.029	3.2964	0.069
		2	0.033	0.032	7.4199	0.024
		3	0.010	0.008	7.7686	0.051
		4	0.044	0.043	15.188	0.004
		5	-0.023	-0.026	17.214	0.004
		6	-0.017	-0.018	18.286	0.006
		7	0.002	0.004	18.304	0.011
		8	0.021	0.021	20.035	0.010
		9	-0.002	-0.000	20.044	0.018
		10	0.025	0.025	22.432	0.013
		11	-0.032	-0.035	26.370	0.006
		12	0.019	0.017	27.724	0.006
		13	0.011	0.013	28.182	0.009
		14	0.005	0.002	28.264	0.013
		15	-0.028	-0.026	31.283	0.008
		16	-0.005	-0.006	31.365	0.012
		17	-0.044	-0.044	38.769	0.002
		18	-0.011	-0.007	39.220	0.003
		19	0.007	0.015	39.417	0.004
		20	-0.008	-0.010	39.660	0.006
		21	0.012	0.015	40.174	0.007
		22	-0.001	-0.005	40.179	0.010
		23	-0.009	-0.011	40.456	0.014
		24	0.010	0.013	40.864	0.017
		25	0.025	0.028	43.325	0.013
		26	-0.013	-0.016	43.926	0.015
		27	-0.023	-0.020	45.892	0.013
		28	-0.012	-0.013	46.428	0.016
		29	-0.019	-0.019	47.861	0.015
		30	-0.039	-0.032	53.754	0.005
		31	0.012	0.017	54.338	0.006
		32	-0.010	-0.011	54.700	0.007
		33	0.004	0.003	54.766	0.010
		34	-0.001	-0.001	54.769	0.013
		35	-0.006	-0.011	54.929	0.017
		36	-0.019	-0.014	56.310	0.017

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.260	0.260	256.09	0.000
		2	0.236	0.180	466.72	0.000
		3	0.184	0.097	595.72	0.000
		4	0.163	0.072	696.46	0.000
		5	0.159	0.071	792.95	0.000
		6	0.155	0.064	883.74	0.000
		7	0.110	0.011	929.79	0.000
		8	0.109	0.024	975.01	0.000
		9	0.108	0.032	1019.6	0.000
		10	0.114	0.039	1068.9	0.000
		11	0.125	0.049	1128.1	0.000
		12	0.125	0.043	1187.1	0.000
		13	0.131	0.048	1252.8	0.000
		14	0.099	0.004	1289.8	0.000
		15	0.125	0.043	1348.9	0.000
		16	0.134	0.049	1416.8	0.000
		17	0.099	0.000	1454.2	0.000
		18	0.102	0.013	1493.6	0.000
		19	0.072	-0.013	1513.5	0.000
		20	0.105	0.037	1555.5	0.000
		21	0.101	0.024	1594.4	0.000
		22	0.084	0.002	1621.5	0.000
		23	0.080	0.005	1645.9	0.000
		24	0.095	0.026	1680.3	0.000
		25	0.123	0.055	1737.9	0.000
		26	0.094	0.003	1771.7	0.000
		27	0.134	0.055	1840.3	0.000
		28	0.128	0.039	1903.0	0.000
		29	0.105	0.005	1945.1	0.000
		30	0.120	0.030	2000.2	0.000
		31	0.122	0.028	2057.1	0.000
		32	0.087	-0.012	2086.2	0.000
		33	0.117	0.029	2138.3	0.000
		34	0.101	0.014	2176.9	0.000
		35	0.102	0.018	2216.7	0.000
		36	0.102	0.011	2256.2	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.065	0.065	16.186	0.000
		2	0.057	0.053	28.572	0.000
		3	0.031	0.024	32.256	0.000
		4	0.028	0.021	35.158	0.000
		5	0.031	0.025	38.750	0.000
		6	0.034	0.028	43.125	0.000
		7	0.018	0.011	44.400	0.000
		8	0.016	0.010	45.428	0.000
		9	0.018	0.013	46.684	0.000
		10	0.016	0.010	47.674	0.000
		11	0.022	0.016	49.534	0.000
		12	0.022	0.016	51.350	0.000
		13	0.031	0.025	55.048	0.000
		14	0.010	0.002	55.457	0.000
		15	0.019	0.012	56.766	0.000
		16	0.023	0.017	58.792	0.000
		17	0.010	0.002	59.175	0.000
		18	0.010	0.003	59.541	0.000
		19	0.007	0.001	59.707	0.000
		20	0.018	0.013	60.924	0.000
		21	0.015	0.009	61.780	0.000
		22	0.009	0.002	62.076	0.000
		23	0.007	0.002	62.273	0.000
		24	0.012	0.007	62.788	0.000
		25	0.017	0.012	63.942	0.000
		26	0.012	0.006	64.485	0.000
		27	0.032	0.026	68.348	0.000
		28	0.026	0.018	70.916	0.000
		29	0.017	0.008	72.049	0.000
		30	0.020	0.012	73.512	0.000
		31	0.017	0.009	74.664	0.000
		32	0.013	0.005	75.346	0.000
		33	0.016	0.008	76.342	0.000
		34	0.013	0.005	76.982	0.000
		35	0.018	0.012	78.286	0.000
		36	0.015	0.007	79.155	0.000

Düzye

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.998	0.998	3775.6	0.000
		2	0.995	-0.015	7534.2	0.000
		3	0.993	-0.001	11276.	0.000
		4	0.991	-0.022	15000.	0.000
		5	0.988	-0.041	18706.	0.000
		6	0.985	-0.041	22391.	0.000
		7	0.982	0.029	26057.	0.000
		8	0.980	0.008	29704.	0.000
		9	0.977	-0.021	33331.	0.000
		10	0.974	-0.015	36939.	0.000
		11	0.971	0.046	40528.	0.000
		12	0.969	0.011	44099.	0.000
		13	0.966	0.018	47653.	0.000
		14	0.964	0.031	51191.	0.000
		15	0.962	0.018	54714.	0.000
		16	0.960	-0.007	58222.	0.000
		17	0.957	-0.134	61710.	0.000
		18	0.954	-0.113	65175.	0.000
		19	0.950	-0.043	68615.	0.000
		20	0.947	-0.006	72032.	0.000
		21	0.943	0.040	75424.	0.000
		22	0.940	0.091	78796.	0.000
		23	0.937	-0.006	82146.	0.000
		24	0.934	-0.026	85473.	0.000
		25	0.931	0.036	88779.	0.000
		26	0.928	0.028	92066.	0.000
		27	0.925	0.013	95333.	0.000
		28	0.922	0.048	98582.	0.000
		29	0.920	-0.007	101815	0.000
		30	0.917	-0.013	105031	0.000

Garanti Bankası Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.064	0.064	15.392	0.000
		2 0.010	0.006	15.791	0.000
		3 -0.004	-0.006	15.867	0.001
		4 0.029	0.030	19.094	0.001
		5 -0.044	-0.047	26.305	0.000
		6 -0.016	-0.011	27.257	0.000
		7 0.003	0.006	27.296	0.000
		8 0.016	0.015	28.327	0.000
		9 -0.012	-0.011	28.851	0.001
		10 0.020	0.020	30.344	0.001
		11 0.006	0.002	30.467	0.001
		12 0.033	0.032	34.727	0.001
		13 0.003	0.001	34.767	0.001
		14 0.005	0.002	34.860	0.002
		15 -0.007	-0.006	35.061	0.002
		16 0.009	0.008	35.348	0.004
		17 0.002	0.005	35.371	0.006
		18 -0.020	-0.021	36.938	0.005
		19 0.003	0.007	36.978	0.008
		20 -0.003	-0.006	37.018	0.012
		21 0.031	0.032	40.671	0.006
		22 -0.023	-0.027	42.724	0.005
		23 -0.022	-0.022	44.632	0.004
		24 0.009	0.011	44.913	0.006
		25 0.012	0.010	45.506	0.007
		26 -0.010	-0.008	45.890	0.009
		27 -0.003	-0.002	45.922	0.013
		28 0.013	0.011	46.544	0.015
		29 0.002	-0.001	46.556	0.021
		30 -0.004	0.000	46.629	0.027
		31 -0.006	-0.008	46.775	0.034
		32 -0.025	-0.025	49.087	0.027
		33 0.016	0.019	50.025	0.029
		34 0.004	0.005	50.080	0.037
		35 -0.021	-0.022	51.781	0.034
		36 -0.013	-0.009	52.395	0.038

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.273	0.273	283.09	0.000
		2 0.212	0.149	453.86	0.000
		3 0.190	0.110	590.22	0.000
		4 0.144	0.052	668.97	0.000
		5 0.164	0.085	770.71	0.000
		6 0.131	0.038	835.56	0.000
		7 0.137	0.054	906.82	0.000
		8 0.112	0.023	954.87	0.000
		9 0.124	0.047	1013.2	0.000
		10 0.096	0.009	1047.9	0.000
		11 0.099	0.025	1084.8	0.000
		12 0.083	0.006	1110.8	0.000
		13 0.083	0.018	1136.7	0.000
		14 0.077	0.010	1159.3	0.000
		15 0.077	0.018	1182.1	0.000
		16 0.125	0.070	1241.3	0.000
		17 0.087	0.009	1269.8	0.000
		18 0.077	0.004	1292.5	0.000
		19 0.067	0.000	1309.8	0.000
		20 0.081	0.025	1334.8	0.000
		21 0.105	0.044	1376.6	0.000
		22 0.100	0.031	1414.9	0.000
		23 0.090	0.014	1446.0	0.000
		24 0.094	0.024	1479.8	0.000
		25 0.103	0.030	1520.4	0.000
		26 0.088	0.011	1550.3	0.000
		27 0.099	0.025	1587.6	0.000
		28 0.080	0.002	1611.9	0.000
		29 0.088	0.018	1641.4	0.000
		30 0.096	0.024	1676.3	0.000
		31 0.071	-0.005	1695.8	0.000
		32 0.095	0.026	1730.5	0.000
		33 0.075	0.001	1752.0	0.000
		34 0.063	-0.007	1767.1	0.000
		35 0.078	0.019	1790.5	0.000
		36 0.063	-0.002	1805.5	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.188	0.188	134.01	0.000
		2 0.126	0.094	194.07	0.000
		3 0.105	0.069	236.13	0.000
		4 0.083	0.045	262.37	0.000
		5 0.091	0.056	293.51	0.000
		6 0.062	0.022	308.17	0.000
		7 0.052	0.018	318.49	0.000
		8 0.051	0.021	328.48	0.000
		9 0.057	0.029	340.95	0.000
		10 0.040	0.009	347.12	0.000
		11 0.047	0.021	355.34	0.000
		12 0.037	0.010	360.49	0.000
		13 0.030	0.005	363.93	0.000
		14 0.021	-0.002	365.59	0.000
		15 0.025	0.008	367.93	0.000
		16 0.063	0.048	383.20	0.000
		17 0.042	0.014	390.04	0.000
		18 0.026	-0.000	392.70	0.000
		19 0.019	-0.003	394.06	0.000
		20 0.042	0.025	400.69	0.000
		21 0.053	0.030	411.45	0.000
		22 0.048	0.020	420.11	0.000
		23 0.033	0.005	424.31	0.000
		24 0.042	0.018	431.19	0.000
		25 0.046	0.018	439.17	0.000
		26 0.039	0.010	445.04	0.000
		27 0.038	0.011	450.69	0.000
		28 0.035	0.009	455.48	0.000
		29 0.033	0.007	459.55	0.000
		30 0.034	0.010	463.93	0.000
		31 0.016	-0.009	464.86	0.000
		32 0.037	0.017	470.10	0.000
		33 0.039	0.015	475.89	0.000
		34 0.047	0.025	484.34	0.000
		35 0.037	0.010	489.49	0.000
		36 0.028	0.001	492.46	0.000

Düzey

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.999	0.999	3786.3	0.000
		2 0.998	-0.049	7566.3	0.000
		3 0.997	0.027	11340.	0.000
		4 0.996	0.034	15109.	0.000
		5 0.995	-0.034	18872.	0.000
		6 0.995	0.049	22629.	0.000
		7 0.994	-0.041	26381.	0.000
		8 0.993	0.006	30126.	0.000
		9 0.992	-0.013	33866.	0.000
		10 0.991	0.025	37601.	0.000
		11 0.990	-0.051	41329.	0.000
		12 0.989	-0.029	45051.	0.000
		13 0.988	-0.085	48765.	0.000
		14 0.987	-0.120	52469.	0.000
		15 0.985	-0.063	56164.	0.000
		16 0.984	0.010	59848.	0.000
		17 0.982	-0.011	63522.	0.000
		18 0.981	-0.018	67187.	0.000
		19 0.979	0.034	70841.	0.000
		20 0.978	-0.022	74486.	0.000
		21 0.976	-0.029	78121.	0.000
		22 0.975	0.034	81745.	0.000
		23 0.973	0.013	85360.	0.000
		24 0.972	0.007	88964.	0.000
		25 0.970	0.002	92559.	0.000
		26 0.968	-0.297	96140.	0.000
		27 0.966	0.029	99706.	0.000
		28 0.964	-0.040	103257	0.000
		29 0.962	-0.079	106794	0.000
		30 0.960	0.026	110315	0.000

Hürriyet Gazetesi Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.085	0.085	27.686	0.000
		2	0.014	0.006	28.385	0.000
		3	0.037	0.036	33.628	0.000
		4	-0.002	-0.009	33.647	0.000
		5	-0.033	-0.033	37.711	0.000
		6	-0.037	-0.033	43.026	0.000
		7	-0.034	-0.027	47.344	0.000
		8	0.014	0.022	48.084	0.000
		9	-0.025	-0.025	50.423	0.000
		10	0.008	0.013	50.676	0.000
		11	-0.007	-0.012	50.839	0.000
		12	0.002	0.003	50.859	0.000
		13	0.039	0.037	56.593	0.000
		14	0.043	0.037	63.760	0.000
		15	0.021	0.014	65.471	0.000
		16	0.038	0.030	70.880	0.000
		17	-0.021	-0.029	72.563	0.000
		18	0.031	0.035	76.124	0.000
		19	0.019	0.018	77.496	0.000
		20	-0.002	0.002	77.516	0.000
		21	0.002	0.004	77.536	0.000
		22	0.004	0.004	77.610	0.000
		23	-0.019	-0.017	78.975	0.000
		24	-0.037	-0.034	84.200	0.000
		25	0.010	0.023	84.606	0.000
		26	0.002	-0.002	84.619	0.000
		27	0.020	0.023	86.205	0.000
		28	-0.022	-0.032	88.096	0.000
		29	-0.010	-0.013	88.487	0.000
		30	-0.002	-0.005	88.507	0.000
		31	-0.017	-0.016	89.595	0.000
		32	-0.015	-0.013	90.474	0.000
		33	0.019	0.020	91.889	0.000
		34	-0.026	-0.033	94.570	0.000
		35	-0.003	-0.002	94.600	0.000
		36	0.006	0.007	94.745	0.000

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.318	0.318	384.29	0.000
		2	0.264	0.182	649.65	0.000
		3	0.225	0.113	842.00	0.000
		4	0.195	0.076	986.45	0.000
		5	0.204	0.092	1144.7	0.000
		6	0.153	0.023	1233.6	0.000
		7	0.172	0.064	1345.7	0.000
		8	0.156	0.041	1438.5	0.000
		9	0.119	0.001	1492.6	0.000
		10	0.127	0.027	1553.5	0.000
		11	0.132	0.039	1619.4	0.000
		12	0.159	0.066	1715.5	0.000
		13	0.157	0.049	1808.7	0.000
		14	0.154	0.042	1899.5	0.000
		15	0.154	0.036	1989.9	0.000
		16	0.122	-0.001	2046.8	0.000
		17	0.121	0.010	2102.5	0.000
		18	0.104	-0.004	2143.6	0.000
		19	0.122	0.028	2200.5	0.000
		20	0.138	0.042	2273.1	0.000
		21	0.144	0.045	2351.8	0.000
		22	0.106	-0.011	2394.4	0.000
		23	0.107	0.008	2437.9	0.000
		24	0.095	-0.004	2472.3	0.000
		25	0.154	0.073	2562.6	0.000
		26	0.106	-0.012	2605.1	0.000
		27	0.127	0.027	2666.3	0.000
		28	0.124	0.018	2724.5	0.000
		29	0.123	0.024	2782.6	0.000
		30	0.132	0.031	2849.5	0.000
		31	0.114	0.010	2899.4	0.000
		32	0.129	0.022	2962.9	0.000
		33	0.116	0.003	3014.3	0.000
		34	0.106	0.000	3057.0	0.000
		35	0.126	0.029	3118.0	0.000
		36	0.108	0.005	3163.0	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.312	0.312	368.14	0.000
		2	0.233	0.151	574.79	0.000
		3	0.196	0.098	720.06	0.000
		4	0.145	0.041	799.38	0.000
		5	0.153	0.070	888.79	0.000
		6	0.103	0.008	929.37	0.000
		7	0.146	0.080	1010.7	0.000
		8	0.111	0.019	1057.3	0.000
		9	0.068	-0.016	1075.0	0.000
		10	0.091	0.031	1106.3	0.000
		11	0.071	0.009	1125.3	0.000
		12	0.117	0.067	1177.5	0.000
		13	0.119	0.050	1231.8	0.000
		14	0.089	0.004	1261.7	0.000
		15	0.107	0.033	1305.2	0.000
		16	0.085	0.011	1332.5	0.000
		17	0.082	0.010	1358.3	0.000
		18	0.046	-0.025	1366.5	0.000
		19	0.068	0.020	1383.9	0.000
		20	0.101	0.048	1422.8	0.000
		21	0.145	0.094	1502.9	0.000
		22	0.064	-0.041	1518.5	0.000
		23	0.074	0.009	1539.7	0.000
		24	0.050	-0.020	1549.2	0.000
		25	0.107	0.069	1593.1	0.000
		26	0.079	0.003	1617.2	0.000
		27	0.076	0.009	1639.4	0.000
		28	0.085	0.007	1666.7	0.000
		29	0.097	0.043	1702.6	0.000
		30	0.091	0.024	1734.3	0.000
		31	0.088	0.022	1763.7	0.000
		32	0.108	0.034	1808.0	0.000
		33	0.079	-0.015	1832.1	0.000
		34	0.069	-0.003	1850.1	0.000
		35	0.108	0.054	1895.1	0.000
		36	0.088	0.006	1924.6	0.000

Düzye

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.999	0.999	3787.4	0.000
		2	0.998	-0.035	7569.8	0.000
		3	0.998	-0.016	11347.	0.000
		4	0.997	-0.023	15119.	0.000
		5	0.996	-0.005	18885.	0.000
		6	0.995	0.010	22646.	0.000
		7	0.994	0.037	26402.	0.000
		8	0.994	0.014	30153.	0.000
		9	0.993	-0.015	33899.	0.000
		10	0.992	0.013	37640.	0.000
		11	0.991	-0.036	41376.	0.000
		12	0.990	-0.030	45107.	0.000
		13	0.989	0.005	48832.	0.000
		14	0.989	0.012	52552.	0.000
		15	0.988	-0.041	56266.	0.000
		16	0.987	-0.008	59974.	0.000
		17	0.986	-0.030	63676.	0.000
		18	0.985	-0.025	67371.	0.000
		19	0.984	0.021	71060.	0.000
		20	0.983	-0.012	74743.	0.000
		21	0.982	0.048	78419.	0.000
		22	0.981	0.050	82091.	0.000
		23	0.980	-0.012	85757.	0.000
		24	0.979	0.015	89418.	0.000
		25	0.979	0.010	93073.	0.000
		26	0.978	-0.036	96724.	0.000
		27	0.977	-0.000	100369.	0.000
		28	0.976	-0.019	104008.	0.000
		29	0.975	-0.028	107642.	0.000
		30	0.974	-0.003	111269.	0.000

İş Bankası C Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.052	0.052	10.443	0.001
		2	0.055	0.053	22.062	0.000
		3	0.009	0.003	22.356	0.000
		4	0.008	0.004	22.598	0.000
		5	-0.002	-0.003	22.610	0.000
		6	-0.005	-0.005	22.698	0.001
		7	0.000	0.001	22.699	0.002
		8	0.009	0.010	23.030	0.003
		9	0.002	0.001	23.046	0.006
		10	0.052	0.051	33.416	0.000
		11	-0.006	-0.011	33.547	0.000
		12	0.012	0.007	34.085	0.001
		13	0.001	0.001	34.090	0.001
		14	0.010	0.009	34.478	0.002
		15	0.001	0.000	34.481	0.003
		16	0.005	0.005	34.585	0.005
		17	-0.012	-0.013	35.118	0.006
		18	-0.009	-0.009	35.407	0.008
		19	0.017	0.019	36.477	0.009
		20	-0.000	-0.004	36.477	0.014
		21	0.008	0.007	36.694	0.018
		22	0.008	0.006	36.909	0.024
		23	-0.012	-0.013	37.417	0.029
		24	0.005	0.004	37.503	0.039
		25	0.030	0.032	41.010	0.023
		26	0.013	0.009	41.661	0.027
		27	-0.027	-0.031	44.471	0.018
		28	0.013	0.015	45.093	0.022
		29	0.024	0.023	47.227	0.018
		30	0.006	0.003	47.358	0.023
		31	0.017	0.014	48.431	0.024
		32	-0.015	-0.018	49.315	0.026
		33	0.029	0.030	52.636	0.016
		34	-0.002	-0.004	52.657	0.022
		35	-0.031	-0.037	56.226	0.013
		36	0.004	0.007	56.285	0.017

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.250	0.250	237.94	0.000
		2	0.170	0.114	347.53	0.000
		3	0.139	0.079	421.32	0.000
		4	0.115	0.053	471.47	0.000
		5	0.138	0.083	543.52	0.000
		6	0.115	0.046	593.54	0.000
		7	0.089	0.022	623.84	0.000
		8	0.086	0.027	651.86	0.000
		9	0.109	0.057	697.34	0.000
		10	0.097	0.032	733.07	0.000
		11	0.084	0.020	760.02	0.000
		12	0.076	0.017	782.01	0.000
		13	0.058	0.002	794.95	0.000
		14	0.101	0.056	834.15	0.000
		15	0.089	0.026	864.39	0.000
		16	0.113	0.055	912.77	0.000
		17	0.072	-0.001	932.34	0.000
		18	0.080	0.023	957.02	0.000
		19	0.078	0.015	979.94	0.000
		20	0.106	0.050	1022.8	0.000
		21	0.089	0.017	1052.9	0.000
		22	0.090	0.027	1083.8	0.000
		23	0.063	-0.007	1098.7	0.000
		24	0.068	0.010	1116.2	0.000
		25	0.085	0.026	1144.1	0.000
		26	0.067	0.003	1161.2	0.000
		27	0.075	0.020	1182.9	0.000
		28	0.079	0.022	1206.9	0.000
		29	0.082	0.023	1232.8	0.000
		30	0.084	0.017	1259.6	0.000
		31	0.076	0.012	1281.5	0.000
		32	0.093	0.033	1314.5	0.000
		33	0.075	0.010	1335.8	0.000
		34	0.060	-0.009	1349.4	0.000
		35	0.042	-0.018	1356.2	0.000
		36	0.027	-0.028	1359.1	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.236	0.236	210.84	0.000
		2	0.156	0.107	303.65	0.000
		3	0.111	0.057	350.56	0.000
		4	0.067	0.017	367.55	0.000
		5	0.082	0.050	393.35	0.000
		6	0.056	0.016	405.05	0.000
		7	0.051	0.019	414.86	0.000
		8	0.092	0.067	447.36	0.000
		9	0.097	0.056	483.42	0.000
		10	0.055	0.000	495.06	0.000
		11	0.048	0.008	503.97	0.000
		12	0.040	0.008	509.91	0.000
		13	0.028	-0.001	512.99	0.000
		14	0.064	0.043	528.73	0.000
		15	0.035	0.001	533.49	0.000
		16	0.071	0.044	552.55	0.000
		17	0.042	-0.003	559.29	0.000
		18	0.057	0.027	571.78	0.000
		19	0.044	0.007	579.22	0.000
		20	0.060	0.033	593.11	0.000
		21	0.059	0.024	606.57	0.000
		22	0.077	0.041	629.29	0.000
		23	0.041	-0.009	635.72	0.000
		24	0.059	0.025	649.16	0.000
		25	0.050	0.009	658.56	0.000
		26	0.032	-0.004	662.45	0.000
		27	0.044	0.014	669.78	0.000
		28	0.038	0.007	675.18	0.000
		29	0.046	0.017	683.40	0.000
		30	0.041	0.002	689.91	0.000
		31	0.029	-0.002	693.13	0.000
		32	0.037	0.009	698.49	0.000
		33	0.041	0.015	704.92	0.000
		34	0.034	0.003	709.35	0.000
		35	0.017	-0.010	710.51	0.000
		36	0.005	-0.021	710.61	0.000

Düzye

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.999	0.999	3785.0	0.000
		2	0.998	-0.027	7562.6	0.000
		3	0.997	-0.012	11333.	0.000
		4	0.996	0.011	15095.	0.000
		5	0.994	-0.019	18850.	0.000
		6	0.993	0.030	22598.	0.000
		7	0.992	0.009	26338.	0.000
		8	0.991	0.023	30072.	0.000
		9	0.990	0.011	33800.	0.000
		10	0.989	0.006	37521.	0.000
		11	0.988	-0.036	41236.	0.000
		12	0.987	0.002	44943.	0.000
		13	0.986	-0.001	48644.	0.000
		14	0.985	-0.020	52338.	0.000
		15	0.984	-0.026	56024.	0.000
		16	0.983	-0.008	59702.	0.000
		17	0.982	-0.005	63372.	0.000
		18	0.980	0.001	67035.	0.000
		19	0.979	0.017	70690.	0.000
		20	0.978	-0.003	74337.	0.000
		21	0.977	-0.003	77977.	0.000
		22	0.976	0.026	81610.	0.000
		23	0.975	0.003	85236.	0.000
		24	0.974	0.006	88856.	0.000
		25	0.973	-0.021	92468.	0.000
		26	0.972	-0.039	96072.	0.000
		27	0.970	-0.010	99669.	0.000
		28	0.969	0.013	103257	0.000
		29	0.968	-0.009	106838	0.000
		30	0.967	0.033	110411	0.000

Koç Holding Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.044	0.044	7.3955	0.007
		2 0.058	0.056	20.176	0.000
		3 0.020	0.016	21.771	0.000
		4 0.021	0.017	23.507	0.000
		5 -0.037	-0.041	28.621	0.000
		6 0.003	0.003	28.649	0.000
		7 -0.029	-0.025	31.767	0.000
		8 0.001	0.004	31.768	0.000
		9 0.016	0.021	32.760	0.000
		10 0.008	0.006	33.001	0.000
		11 -0.010	-0.011	33.384	0.000
		12 0.007	0.005	33.588	0.001
		13 0.014	0.014	34.300	0.001
		14 0.030	0.030	37.805	0.001
		15 0.008	0.005	38.078	0.001
		16 -0.028	-0.033	41.099	0.001
		17 0.006	0.007	41.251	0.001
		18 -0.014	-0.013	42.030	0.001
		19 0.002	0.006	42.048	0.002
		20 -0.011	-0.007	42.496	0.002
		21 0.015	0.015	43.326	0.003
		22 -0.019	-0.019	44.692	0.003
		23 -0.004	-0.008	44.767	0.004
		24 -0.003	0.000	44.792	0.006
		25 0.024	0.025	46.924	0.005
		26 0.008	0.008	47.150	0.007
		27 -0.012	-0.018	47.691	0.008
		28 -0.023	-0.024	49.651	0.007
		29 0.006	0.008	49.793	0.010
		30 -0.004	0.001	49.864	0.013
		31 -0.005	-0.003	49.942	0.017
		32 -0.035	-0.034	54.670	0.008
		33 0.007	0.009	54.850	0.010
		34 -0.004	-0.003	54.920	0.013
		35 -0.001	-0.002	54.925	0.017
		36 -0.034	-0.031	59.402	0.008

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.274	0.274	283.96	0.000
		2 0.216	0.152	460.42	0.000
		3 0.182	0.100	586.61	0.000
		4 0.174	0.089	701.74	0.000
		5 0.169	0.078	810.01	0.000
		6 0.140	0.042	884.62	0.000
		7 0.133	0.041	951.39	0.000
		8 0.147	0.061	1033.9	0.000
		9 0.145	0.051	1113.4	0.000
		10 0.126	0.027	1173.6	0.000
		11 0.134	0.043	1241.8	0.000
		12 0.106	0.008	1284.9	0.000
		13 0.115	0.027	1335.2	0.000
		14 0.123	0.038	1393.2	0.000
		15 0.103	0.011	1433.7	0.000
		16 0.104	0.019	1475.2	0.000
		17 0.086	-0.000	1503.5	0.000
		18 0.062	-0.020	1518.1	0.000
		19 0.070	0.002	1536.8	0.000
		20 0.092	0.032	1569.2	0.000
		21 0.106	0.041	1612.5	0.000
		22 0.087	0.010	1641.6	0.000
		23 0.095	0.024	1676.0	0.000
		24 0.110	0.038	1722.1	0.000
		25 0.107	0.025	1765.4	0.000
		26 0.098	0.018	1802.3	0.000
		27 0.112	0.036	1850.1	0.000
		28 0.108	0.024	1895.0	0.000
		29 0.101	0.013	1934.1	0.000
		30 0.125	0.044	1994.1	0.000
		31 0.084	-0.013	2020.7	0.000
		32 0.099	0.017	2058.3	0.000
		33 0.090	0.006	2089.4	0.000
		34 0.101	0.019	2128.4	0.000
		35 0.109	0.024	2173.5	0.000
		36 0.087	-0.003	2202.6	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.257	0.257	251.36	0.000
		2 0.190	0.132	388.28	0.000
		3 0.145	0.074	467.75	0.000
		4 0.135	0.069	537.01	0.000
		5 0.127	0.060	598.24	0.000
		6 0.105	0.034	639.87	0.000
		7 0.088	0.023	669.32	0.000
		8 0.090	0.032	699.87	0.000
		9 0.099	0.043	737.34	0.000
		10 0.083	0.020	763.29	0.000
		11 0.110	0.056	809.53	0.000
		12 0.071	0.002	828.95	0.000
		13 0.072	0.014	848.52	0.000
		14 0.091	0.040	880.26	0.000
		15 0.069	0.006	898.15	0.000
		16 0.082	0.028	923.73	0.000
		17 0.052	-0.007	933.92	0.000
		18 0.024	-0.027	936.14	0.000
		19 0.029	-0.006	939.38	0.000
		20 0.054	0.025	950.51	0.000
		21 0.073	0.039	970.73	0.000
		22 0.067	0.020	987.72	0.000
		23 0.071	0.026	1006.9	0.000
		24 0.092	0.046	1039.3	0.000
		25 0.084	0.022	1066.3	0.000
		26 0.068	0.007	1083.8	0.000
		27 0.083	0.030	1110.1	0.000
		28 0.079	0.022	1134.2	0.000
		29 0.076	0.018	1156.3	0.000
		30 0.097	0.040	1191.9	0.000
		31 0.062	-0.007	1206.6	0.000
		32 0.069	0.011	1224.6	0.000
		33 0.082	0.028	1250.2	0.000
		34 0.084	0.025	1277.3	0.000
		35 0.081	0.014	1302.1	0.000
		36 0.062	-0.005	1317.0	0.000

Düzey

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.999	0.999	3783.9	0.000
		2 0.998	-0.014	7559.5	0.000
		3 0.996	-0.026	11326.	0.000
		4 0.995	-0.004	15084.	0.000
		5 0.994	0.008	18833.	0.000
		6 0.992	0.007	22574.	0.000
		7 0.991	-0.005	26306.	0.000
		8 0.990	0.017	30030.	0.000
		9 0.989	-0.033	33745.	0.000
		10 0.987	-0.028	37450.	0.000
		11 0.986	-0.024	41146.	0.000
		12 0.984	-0.003	44832.	0.000
		13 0.983	0.004	48507.	0.000
		14 0.981	0.007	52174.	0.000
		15 0.980	-0.034	55830.	0.000
		16 0.978	-0.008	59475.	0.000
		17 0.977	0.009	63111.	0.000
		18 0.975	0.005	66736.	0.000
		19 0.974	-0.003	70352.	0.000
		20 0.972	0.001	73957.	0.000
		21 0.971	-0.000	77552.	0.000
		22 0.970	0.018	81137.	0.000
		23 0.968	0.033	84713.	0.000
		24 0.967	0.028	88281.	0.000
		25 0.966	-0.009	91839.	0.000
		26 0.964	-0.015	95389.	0.000
		27 0.963	0.008	98930.	0.000
		28 0.962	-0.007	102462	0.000
		29 0.960	0.039	105986	0.000
		30 0.959	0.016	109501	0.000

Migros Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.030	0.030	3.4149	0.065
		2 0.035	0.034	8.0998	0.017
		3 0.001	-0.001	8.1018	0.044
		4 -0.014	-0.016	8.8827	0.064
		5 -0.011	-0.010	9.3135	0.097
		6 -0.053	-0.052	20.049	0.003
		7 -0.009	-0.005	20.348	0.005
		8 0.010	0.014	20.740	0.008
		9 -0.013	-0.013	21.356	0.011
		10 -0.002	-0.004	21.374	0.019
		11 -0.022	-0.022	23.247	0.016
		12 -0.024	-0.025	25.468	0.013
		13 0.002	0.004	25.478	0.020
		14 0.016	0.019	26.496	0.022
		15 -0.003	-0.006	26.535	0.033
		16 -0.000	-0.003	26.535	0.047
		17 -0.010	-0.012	26.905	0.059
		18 -0.012	-0.014	27.469	0.071
		19 -0.016	-0.014	28.490	0.074
		20 -0.029	-0.026	31.721	0.046
		21 0.005	0.006	31.804	0.061
		22 -0.014	-0.014	32.526	0.069
		23 -0.034	-0.036	36.924	0.033
		24 0.028	0.028	39.888	0.022
		25 0.011	0.011	40.326	0.027
		26 0.015	0.010	41.161	0.030
		27 -0.004	-0.006	41.209	0.039
		28 -0.018	-0.021	42.504	0.039
		29 0.010	0.006	42.850	0.047
		30 -0.008	-0.005	43.096	0.057
		31 0.006	0.007	43.248	0.071
		32 -0.022	-0.024	45.138	0.062
		33 0.013	0.014	45.822	0.068
		34 -0.015	-0.018	46.674	0.072
		35 0.003	0.003	46.708	0.089
		36 0.005	0.008	46.813	0.107

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.284	0.284	306.21	0.000
		2 0.214	0.145	480.26	0.000
		3 0.179	0.095	602.06	0.000
		4 0.165	0.079	705.11	0.000
		5 0.164	0.077	806.67	0.000
		6 0.134	0.039	875.29	0.000
		7 0.119	0.030	928.78	0.000
		8 0.118	0.037	981.63	0.000
		9 0.104	0.022	1022.8	0.000
		10 0.107	0.032	1066.5	0.000
		11 0.086	0.008	1094.6	0.000
		12 0.091	0.024	1126.2	0.000
		13 0.102	0.036	1165.5	0.000
		14 0.097	0.026	1201.5	0.000
		15 0.082	0.009	1227.4	0.000
		16 0.086	0.020	1255.5	0.000
		17 0.065	-0.004	1271.6	0.000
		18 0.088	0.031	1301.0	0.000
		19 0.086	0.023	1329.2	0.000
		20 0.099	0.036	1366.4	0.000
		21 0.095	0.025	1400.9	0.000
		22 0.079	0.006	1424.8	0.000
		23 0.087	0.020	1453.4	0.000
		24 0.088	0.020	1483.0	0.000
		25 0.100	0.033	1521.2	0.000
		26 0.081	0.003	1546.1	0.000
		27 0.124	0.061	1604.4	0.000
		28 0.121	0.038	1660.0	0.000
		29 0.114	0.026	1709.6	0.000
		30 0.106	0.018	1752.9	0.000
		31 0.116	0.032	1804.0	0.000
		32 0.102	0.009	1843.9	0.000
		33 0.079	-0.012	1868.0	0.000
		34 0.060	-0.022	1881.9	0.000
		35 0.094	0.032	1916.0	0.000
		36 0.089	0.016	1946.6	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.272	0.272	281.37	0.000
		2	0.199	0.135	432.25	0.000
		3	0.175	0.100	548.19	0.000
		4	0.157	0.076	641.33	0.000
		5	0.137	0.054	712.70	0.000
		6	0.104	0.021	754.04	0.000
		7	0.078	0.005	777.09	0.000
		8	0.067	0.007	793.91	0.000
		9	0.066	0.017	810.67	0.000
		10	0.094	0.053	844.58	0.000
		11	0.057	-0.000	856.97	0.000
		12	0.056	0.012	869.00	0.000
		13	0.072	0.032	888.95	0.000
		14	0.064	0.016	904.62	0.000
		15	0.048	-0.001	913.37	0.000
		16	0.066	0.029	930.10	0.000
		17	0.027	-0.022	932.80	0.000
		18	0.074	0.048	953.82	0.000
		19	0.051	0.005	963.91	0.000
		20	0.073	0.035	984.21	0.000
		21	0.056	0.008	996.13	0.000
		22	0.062	0.020	1011.0	0.000
		23	0.063	0.014	1025.9	0.000
		24	0.061	0.013	1040.0	0.000
		25	0.093	0.051	1072.9	0.000
		26	0.066	0.004	1089.6	0.000
		27	0.076	0.028	1111.9	0.000
		28	0.086	0.029	1140.3	0.000
		29	0.075	0.013	1161.6	0.000
		30	0.068	0.008	1179.5	0.000
		31	0.075	0.020	1200.9	0.000
		32	0.068	0.009	1218.7	0.000
		33	0.047	-0.009	1227.0	0.000
		34	0.050	0.002	1236.7	0.000
		35	0.059	0.017	1249.9	0.000
		36	0.061	0.015	1264.0	0.000

Düzey

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.997	0.997	3773.4	0.000
		2	0.995	-0.014	7527.9	0.000
		3	0.992	0.003	11264.	0.000
		4	0.990	0.001	14981.	0.000
		5	0.987	0.003	18679.	0.000
		6	0.984	-0.001	22359.	0.000
		7	0.982	0.002	26021.	0.000
		8	0.979	0.006	29666.	0.000
		9	0.977	-0.004	33292.	0.000
		10	0.974	-0.013	36900.	0.000
		11	0.971	-0.011	40489.	0.000
		12	0.969	0.006	44060.	0.000
		13	0.966	0.001	47613.	0.000
		14	0.964	-0.004	51147.	0.000
		15	0.961	-0.006	54663.	0.000
		16	0.958	-0.007	58160.	0.000
		17	0.956	0.001	61639.	0.000
		18	0.953	-0.048	65097.	0.000
		19	0.950	0.035	68537.	0.000
		20	0.947	0.020	71959.	0.000
		21	0.945	-0.001	75363.	0.000
		22	0.942	0.007	78750.	0.000
		23	0.940	0.006	82119.	0.000
		24	0.937	0.003	85471.	0.000
		25	0.935	0.003	88807.	0.000
		26	0.932	-0.008	92125.	0.000
		27	0.930	-0.020	95425.	0.000
		28	0.927	0.010	98709.	0.000
		29	0.925	0.001	101975	0.000
		30	0.922	0.006	105224	0.000

Petkim Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.055	0.055	11.347	0.001
		2	0.091	0.088	42.776	0.000
		3	0.038	0.029	48.192	0.000
		4	0.004	-0.007	48.258	0.000
		5	0.001	-0.004	48.266	0.000
		6	-0.027	-0.028	51.085	0.000
		7	-0.001	0.003	51.086	0.000
		8	-0.014	-0.009	51.843	0.000
		9	0.007	0.010	52.035	0.000
		10	0.032	0.033	55.871	0.000
		11	-0.009	-0.013	56.179	0.000
		12	0.031	0.025	59.744	0.000
		13	0.051	0.048	69.455	0.000
		14	0.033	0.024	73.568	0.000
		15	0.013	0.000	74.214	0.000
		16	0.021	0.014	75.871	0.000
		17	-0.012	-0.017	76.415	0.000
		18	0.029	0.030	79.596	0.000
		19	0.019	0.020	81.011	0.000
		20	0.002	-0.003	81.026	0.000
		21	0.018	0.015	82.300	0.000
		22	-0.002	-0.006	82.316	0.000
		23	0.012	0.006	82.883	0.000
		24	-0.012	-0.012	83.389	0.000
		25	0.020	0.019	84.974	0.000
		26	0.009	0.005	85.290	0.000
		27	-0.024	-0.028	87.479	0.000
		28	0.022	0.017	89.297	0.000
		29	-0.042	-0.041	95.890	0.000
		30	-0.024	-0.023	98.031	0.000
		31	0.015	0.021	98.920	0.000
		32	0.008	0.011	99.179	0.000
		33	-0.018	-0.025	100.49	0.000
		34	-0.014	-0.016	101.23	0.000
		35	-0.016	-0.018	102.25	0.000
		36	-0.023	-0.019	104.30	0.000

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.240	0.240	218.20	0.000
		2	0.237	0.190	430.54	0.000
		3	0.179	0.096	552.15	0.000
		4	0.199	0.116	702.68	0.000
		5	0.161	0.063	801.68	0.000
		6	0.152	0.051	888.98	0.000
		7	0.154	0.059	978.92	0.000
		8	0.144	0.045	1057.8	0.000
		9	0.154	0.057	1147.8	0.000
		10	0.155	0.056	1239.2	0.000
		11	0.191	0.092	1378.3	0.000
		12	0.133	0.011	1445.5	0.000
		13	0.123	0.005	1502.8	0.000
		14	0.124	0.021	1561.3	0.000
		15	0.131	0.028	1626.5	0.000
		16	0.142	0.045	1703.8	0.000
		17	0.128	0.023	1765.7	0.000
		18	0.140	0.037	1840.8	0.000
		19	0.129	0.023	1904.3	0.000
		20	0.137	0.029	1976.0	0.000
		21	0.119	0.009	2030.3	0.000
		22	0.122	0.013	2087.4	0.000
		23	0.094	-0.010	2121.2	0.000
		24	0.106	0.011	2164.0	0.000
		25	0.115	0.024	2214.2	0.000
		26	0.109	0.011	2259.5	0.000
		27	0.134	0.041	2327.7	0.000
		28	0.143	0.047	2405.4	0.000
		29	0.114	0.001	2455.2	0.000
		30	0.130	0.027	2519.4	0.000
		31	0.123	0.018	2577.3	0.000
		32	0.132	0.028	2643.9	0.000
		33	0.111	0.006	2691.3	0.000
		34	0.095	-0.010	2725.9	0.000
		35	0.105	0.008	2768.2	0.000
		36	0.099	-0.001	2805.5	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.023	0.023	2.0747	0.150
		2	0.028	0.027	5.0002	0.082
		3	0.013	0.012	5.6378	0.131
		4	0.031	0.029	9.1743	0.057
		5	0.012	0.010	9.7327	0.083
		6	0.012	0.010	10.257	0.114
		7	0.015	0.013	11.063	0.136
		8	0.010	0.008	11.448	0.178
		9	0.016	0.014	12.467	0.188
		10	0.028	0.026	15.494	0.115
		11	0.045	0.042	23.249	0.016
		12	0.017	0.012	24.312	0.018
		13	0.015	0.011	25.219	0.022
		14	0.015	0.011	26.110	0.025
		15	0.025	0.020	28.461	0.019
		16	0.021	0.017	30.179	0.017
		17	0.023	0.019	32.274	0.014
		18	0.022	0.017	34.108	0.012
		19	0.022	0.017	35.995	0.011
		20	0.024	0.018	38.258	0.008
		21	0.011	0.004	38.735	0.011
		22	0.019	0.012	40.081	0.011
		23	0.006	-0.000	40.205	0.015
		24	0.011	0.005	40.688	0.018
		25	0.016	0.010	41.627	0.020
		26	0.021	0.015	43.317	0.018
		27	0.016	0.010	44.280	0.019
		28	0.024	0.017	46.419	0.016
		29	0.031	0.024	50.072	0.009
		30	0.017	0.009	51.227	0.009
		31	0.014	0.006	51.971	0.011
		32	0.023	0.016	53.955	0.009
		33	0.018	0.010	55.130	0.009
		34	0.009	0.002	55.452	0.012
		35	0.008	0.001	55.677	0.015
		36	0.010	0.003	56.055	0.018

Düzey

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.998	0.998	3775.1	0.000
		2	0.995	-0.044	7531.7	0.000
		3	0.992	-0.039	11269.	0.000
		4	0.990	0.038	14987.	0.000
		5	0.987	-0.016	18686.	0.000
		6	0.984	-0.060	22365.	0.000
		7	0.981	-0.014	26022.	0.000
		8	0.978	-0.002	29658.	0.000
		9	0.975	0.008	33272.	0.000
		10	0.972	-0.001	36865.	0.000
		11	0.969	-0.037	40436.	0.000
		12	0.966	-0.040	43984.	0.000
		13	0.962	0.012	47507.	0.000
		14	0.959	-0.034	51007.	0.000
		15	0.955	0.010	54482.	0.000
		16	0.952	-0.044	57932.	0.000
		17	0.948	-0.019	61356.	0.000
		18	0.944	0.013	64754.	0.000
		19	0.941	0.018	68127.	0.000
		20	0.937	0.033	71477.	0.000
		21	0.934	0.018	74803.	0.000
		22	0.930	-0.028	78105.	0.000
		23	0.927	0.024	81384.	0.000
		24	0.924	-0.003	84641.	0.000
		25	0.920	-0.037	87873.	0.000
		26	0.917	0.016	91082.	0.000
		27	0.913	0.014	94268.	0.000
		28	0.910	0.050	97433.	0.000
		29	0.907	0.050	100578	0.000
		30	0.905	0.063	103707	0.000

Petrol Ofisi Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.048	0.048	8.5784	0.003
		2	0.042	0.040	15.415	0.000
		3	-0.017	-0.021	16.474	0.001
		4	0.052	0.052	26.807	0.000
		5	-0.023	-0.026	28.745	0.000
		6	-0.038	-0.041	34.363	0.000
		7	-0.042	-0.035	41.178	0.000
		8	-0.009	-0.006	41.492	0.000
		9	0.011	0.016	41.930	0.000
		10	-0.012	-0.010	42.449	0.000
		11	-0.002	-0.000	42.465	0.000
		12	0.033	0.033	46.656	0.000
		13	0.012	0.004	47.250	0.000
		14	0.008	0.004	47.500	0.000
		15	-0.016	-0.016	48.422	0.000
		16	-0.034	-0.037	52.848	0.000
		17	-0.022	-0.018	54.771	0.000
		18	-0.021	-0.015	56.378	0.000
		19	0.016	0.024	57.373	0.000
		20	0.033	0.038	61.643	0.000
		21	0.004	-0.003	61.693	0.000
		22	0.008	0.004	61.926	0.000
		23	-0.009	-0.015	62.207	0.000
		24	0.018	0.011	63.401	0.000
		25	0.008	0.010	63.676	0.000
		26	0.003	0.003	63.709	0.000
		27	-0.042	-0.037	70.362	0.000
		28	0.001	0.005	70.363	0.000
		29	0.024	0.029	72.634	0.000
		30	-0.006	-0.006	72.754	0.000
		31	-0.014	-0.011	73.487	0.000
		32	-0.018	-0.020	74.669	0.000
		33	0.023	0.016	76.637	0.000
		34	-0.006	-0.010	76.774	0.000
		35	-0.002	0.002	76.785	0.000
		36	-0.039	-0.032	82.751	0.000

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.308	0.308	359.03	0.000
		2	0.246	0.167	568.11	0.000
		3	0.227	0.128	783.66	0.000
		4	0.190	0.074	920.22	0.000
		5	0.179	0.068	1042.4	0.000
		6	0.170	0.059	1152.8	0.000
		7	0.135	0.019	1222.0	0.000
		8	0.130	0.028	1286.5	0.000
		9	0.136	0.041	1356.8	0.000
		10	0.130	0.034	1421.1	0.000
		11	0.130	0.035	1485.2	0.000
		12	0.116	0.019	1536.7	0.000
		13	0.109	0.017	1582.3	0.000
		14	0.130	0.045	1646.7	0.000
		15	0.114	0.018	1696.4	0.000
		16	0.108	0.015	1740.7	0.000
		17	0.110	0.022	1787.1	0.000
		18	0.082	-0.011	1812.6	0.000
		19	0.103	0.028	1853.1	0.000
		20	0.137	0.061	1924.7	0.000
		21	0.103	0.006	1965.0	0.000
		22	0.118	0.031	2017.8	0.000
		23	0.113	0.019	2066.5	0.000
		24	0.129	0.041	2129.7	0.000
		25	0.126	0.026	2190.5	0.000
		26	0.130	0.029	2254.6	0.000
		27	0.129	0.029	2318.2	0.000
		28	0.118	0.011	2371.3	0.000
		29	0.116	0.013	2422.3	0.000
		30	0.163	0.071	2523.5	0.000
		31	0.157	0.043	2617.2	0.000
		32	0.139	0.019	2691.2	0.000
		33	0.129	0.008	2754.7	0.000
		34	0.109	-0.011	2800.2	0.000
		35	0.113	0.008	2849.0	0.000
		36	0.141	0.041	2925.0	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.243	0.243	223.88	0.000	
2	0.160	0.108	321.56	0.000	
3	0.141	0.086	397.01	0.000	
4	0.111	0.050	443.79	0.000	
5	0.135	0.082	512.48	0.000	
6	0.108	0.041	556.44	0.000	
7	0.068	0.003	573.78	0.000	
8	0.068	0.018	591.26	0.000	
9	0.057	0.010	603.48	0.000	
10	0.049	0.007	612.45	0.000	
11	0.085	0.051	639.83	0.000	
12	0.067	0.021	656.93	0.000	
13	0.068	0.026	674.69	0.000	
14	0.077	0.033	697.07	0.000	
15	0.065	0.018	713.17	0.000	
16	0.048	-0.002	721.91	0.000	
17	0.039	-0.004	727.82	0.000	
18	0.025	-0.011	730.29	0.000	
19	0.043	0.015	737.39	0.000	
20	0.081	0.053	762.12	0.000	
21	0.046	0.003	770.34	0.000	
22	0.044	0.008	777.82	0.000	
23	0.051	0.018	787.62	0.000	
24	0.082	0.049	813.15	0.000	
25	0.078	0.026	836.64	0.000	
26	0.090	0.039	867.72	0.000	
27	0.083	0.027	894.00	0.000	
28	0.069	0.011	912.27	0.000	
29	0.059	0.004	925.65	0.000	
30	0.098	0.053	962.06	0.000	
31	0.178	0.125	1083.4	0.000	
32	0.110	0.016	1129.4	0.000	
33	0.085	0.004	1156.7	0.000	
34	0.078	0.007	1180.2	0.000	
35	0.070	0.001	1199.0	0.000	
36	0.103	0.038	1239.8	0.000	

Düzye

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.998	0.998	3776.7	0.000	
2	0.995	-0.056	7536.5	0.000	
3	0.993	-0.007	11279.	0.000	
4	0.991	0.012	15005.	0.000	
5	0.988	-0.020	18713.	0.000	
6	0.986	0.019	22405.	0.000	
7	0.984	0.020	26080.	0.000	
8	0.981	0.005	29740.	0.000	
9	0.979	-0.024	33384.	0.000	
10	0.977	-0.002	37012.	0.000	
11	0.974	-0.010	40622.	0.000	
12	0.972	-0.051	44215.	0.000	
13	0.969	-0.026	47788.	0.000	
14	0.966	0.006	51343.	0.000	
15	0.964	-0.015	54878.	0.000	
16	0.961	0.012	58394.	0.000	
17	0.958	0.009	61892.	0.000	
18	0.956	0.022	65372.	0.000	
19	0.953	0.025	68836.	0.000	
20	0.951	-0.017	72283.	0.000	
21	0.948	-0.030	75712.	0.000	
22	0.946	-0.000	79123.	0.000	
23	0.943	-0.012	82515.	0.000	
24	0.940	0.026	85890.	0.000	
25	0.938	-0.002	89247.	0.000	
26	0.935	-0.025	92586.	0.000	
27	0.932	0.005	95907.	0.000	
28	0.930	0.047	99211.	0.000	
29	0.928	-0.010	102499	0.000	
30	0.925	-0.012	105771	0.000	

Şişecam Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.023	0.023	2.0007	0.157
		2	0.005	0.004	2.0813	0.353
		3	-0.013	-0.013	2.7126	0.438
		4	0.047	0.048	11.147	0.025
		5	-0.030	-0.032	14.599	0.012
		6	-0.012	-0.011	15.171	0.019
		7	0.014	0.016	15.866	0.026
		8	0.030	0.027	19.319	0.013
		9	0.021	0.023	21.062	0.012
		10	0.014	0.013	21.812	0.016
		11	-0.004	-0.006	21.864	0.025
		12	-0.005	-0.006	21.960	0.038
		13	0.018	0.018	23.146	0.040
		14	0.018	0.018	24.408	0.041
		15	-0.023	-0.023	26.404	0.034
		16	-0.009	-0.009	26.713	0.045
		17	0.022	0.020	28.599	0.038
		18	0.008	0.005	28.852	0.050
		19	-0.005	-0.002	28.939	0.067
		20	0.030	0.031	32.377	0.039
		21	0.021	0.016	34.059	0.036
		22	-0.014	-0.016	34.790	0.041
		23	0.003	0.006	34.816	0.054
		24	0.033	0.031	38.872	0.028
		25	0.048	0.046	47.591	0.004
		26	-0.023	-0.024	49.634	0.003
		27	0.005	0.003	49.717	0.005
		28	-0.005	-0.009	49.820	0.007
		29	-0.024	-0.028	52.095	0.005
		30	0.005	0.011	52.203	0.007
		31	-0.002	-0.005	52.219	0.010
		32	-0.003	-0.005	52.260	0.013
		33	0.010	0.009	52.621	0.016
		34	0.009	0.003	52.960	0.020
		35	-0.017	-0.017	54.127	0.021
		36	-0.008	-0.003	54.386	0.025

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.284	0.284	306.18	0.000
		2	0.257	0.191	555.82	0.000
		3	0.235	0.137	764.48	0.000
		4	0.222	0.108	951.24	0.000
		5	0.209	0.086	1117.7	0.000
		6	0.206	0.079	1278.9	0.000
		7	0.171	0.033	1389.4	0.000
		8	0.163	0.033	1490.5	0.000
		9	0.138	0.010	1562.5	0.000
		10	0.135	0.019	1632.1	0.000
		11	0.142	0.035	1708.6	0.000
		12	0.104	-0.010	1749.4	0.000
		13	0.143	0.053	1827.0	0.000
		14	0.131	0.031	1892.1	0.000
		15	0.124	0.024	1951.1	0.000
		16	0.125	0.026	2010.6	0.000
		17	0.099	-0.006	2047.8	0.000
		18	0.107	0.015	2091.6	0.000
		19	0.111	0.018	2138.5	0.000
		20	0.119	0.030	2192.2	0.000
		21	0.128	0.037	2254.4	0.000
		22	0.127	0.032	2316.1	0.000
		23	0.107	0.006	2359.7	0.000
		24	0.111	0.012	2406.5	0.000
		25	0.124	0.032	2465.0	0.000
		26	0.114	0.012	2514.6	0.000
		27	0.144	0.050	2594.2	0.000
		28	0.145	0.042	2674.7	0.000
		29	0.140	0.027	2749.6	0.000
		30	0.157	0.047	2843.2	0.000
		31	0.108	-0.021	2887.4	0.000
		32	0.137	0.028	2959.6	0.000
		33	0.112	-0.009	3007.2	0.000
		34	0.105	-0.008	3049.7	0.000
		35	0.118	0.014	3102.8	0.000
		36	0.097	-0.010	3138.9	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.078	0.078	22.995	0.000
		2	0.073	0.067	43.030	0.000
		3	0.056	0.046	54.919	0.000
		4	0.055	0.043	66.387	0.000
		5	0.050	0.037	75.785	0.000
		6	0.054	0.040	87.049	0.000
		7	0.038	0.022	92.583	0.000
		8	0.039	0.023	98.335	0.000
		9	0.028	0.013	101.41	0.000
		10	0.027	0.012	104.09	0.000
		11	0.033	0.019	108.13	0.000
		12	0.017	0.003	109.20	0.000
		13	0.028	0.016	112.22	0.000
		14	0.023	0.010	114.16	0.000
		15	0.022	0.010	115.93	0.000
		16	0.021	0.010	117.64	0.000
		17	0.015	0.004	118.49	0.000
		18	0.016	0.006	119.52	0.000
		19	0.022	0.013	121.44	0.000
		20	0.021	0.011	123.18	0.000
		21	0.028	0.017	126.10	0.000
		22	0.032	0.021	130.06	0.000
		23	0.019	0.007	131.49	0.000
		24	0.020	0.008	133.03	0.000
		25	0.024	0.012	135.22	0.000
		26	0.030	0.018	138.60	0.000
		27	0.039	0.026	144.49	0.000
		28	0.027	0.011	147.19	0.000
		29	0.030	0.015	150.57	0.000
		30	0.029	0.014	153.73	0.000
		31	0.022	0.006	155.51	0.000
		32	0.029	0.013	158.62	0.000
		33	0.024	0.009	160.90	0.000
		34	0.023	0.007	162.85	0.000
		35	0.027	0.012	165.55	0.000
		36	0.020	0.005	167.01	0.000

Düzey

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.999	0.999	3784.2	0.000
		2	0.998	0.002	7560.7	0.000
		3	0.996	-0.050	11329.	0.000
		4	0.995	0.035	15088.	0.000
		5	0.994	-0.013	18840.	0.000
		6	0.993	0.004	22584.	0.000
		7	0.992	-0.025	26319.	0.000
		8	0.990	0.008	30046.	0.000
		9	0.989	-0.025	33764.	0.000
		10	0.988	-0.005	37473.	0.000
		11	0.986	0.015	41173.	0.000
		12	0.985	0.009	44865.	0.000
		13	0.984	-0.006	48549.	0.000
		14	0.983	0.010	52224.	0.000
		15	0.981	0.005	55891.	0.000
		16	0.980	0.002	59550.	0.000
		17	0.979	-0.012	63201.	0.000
		18	0.978	-0.020	66843.	0.000
		19	0.976	0.004	70476.	0.000
		20	0.975	0.011	74101.	0.000
		21	0.974	0.000	77717.	0.000
		22	0.973	0.009	81326.	0.000
		23	0.971	-0.011	84926.	0.000
		24	0.970	-0.011	88517.	0.000
		25	0.969	-0.004	92100.	0.000
		26	0.968	-0.015	95674.	0.000
		27	0.966	0.052	99240.	0.000
		28	0.965	-0.000	102799.	0.000
		29	0.964	0.013	106349.	0.000
		30	0.963	0.045	109893.	0.000

Türk Hava Yolları Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.059	0.059	13.369	0.000
		2	0.054	0.051	24.568	0.000
		3	0.010	0.004	24.958	0.000
		4	0.029	0.026	28.162	0.000
		5	-0.019	-0.023	29.473	0.000
		6	-0.026	-0.027	32.034	0.000
		7	-0.000	0.004	32.035	0.000
		8	0.018	0.020	33.254	0.000
		9	0.015	0.015	34.164	0.000
		10	0.013	0.011	34.835	0.000
		11	0.007	0.003	35.020	0.000
		12	-0.006	-0.009	35.137	0.000
		13	0.025	0.026	37.551	0.000
		14	-0.004	-0.005	37.610	0.001
		15	-0.027	-0.028	40.314	0.000
		16	-0.041	-0.037	46.591	0.000
		17	-0.034	-0.029	51.005	0.000
		18	0.003	0.012	51.050	0.000
		19	-0.011	-0.005	51.483	0.000
		20	-0.011	-0.009	51.923	0.000
		21	0.005	0.005	52.033	0.000
		22	0.025	0.022	54.511	0.000
		23	-0.002	-0.005	54.521	0.000
		24	-0.003	-0.002	54.551	0.000
		25	-0.001	0.002	54.553	0.001
		26	-0.004	-0.005	54.618	0.001
		27	-0.055	-0.053	66.026	0.000
		28	-0.015	-0.006	66.864	0.000
		29	-0.014	-0.006	67.589	0.000
		30	-0.026	-0.024	70.259	0.000
		31	-0.025	-0.021	72.584	0.000
		32	-0.013	-0.013	73.263	0.000
		33	-0.008	-0.009	73.537	0.000
		34	0.002	0.005	73.551	0.000
		35	-0.005	-0.004	73.637	0.000
		36	-0.016	-0.017	74.644	0.000

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.331	0.331	415.36	0.000
		2	0.248	0.156	649.02	0.000
		3	0.244	0.141	874.54	0.000
		4	0.190	0.060	1010.9	0.000
		5	0.230	0.123	1211.1	0.000
		6	0.228	0.095	1409.3	0.000
		7	0.205	0.061	1568.9	0.000
		8	0.179	0.030	1690.8	0.000
		9	0.149	0.008	1775.2	0.000
		10	0.146	0.020	1856.3	0.000
		11	0.164	0.046	1959.1	0.000
		12	0.150	0.022	2044.9	0.000
		13	0.141	0.018	2121.0	0.000
		14	0.144	0.028	2199.9	0.000
		15	0.168	0.063	2307.4	0.000
		16	0.130	-0.001	2371.4	0.000
		17	0.130	0.015	2436.2	0.000
		18	0.138	0.025	2509.1	0.000
		19	0.130	0.019	2573.6	0.000
		20	0.139	0.026	2646.9	0.000
		21	0.153	0.041	2735.9	0.000
		22	0.144	0.024	2814.8	0.000
		23	0.135	0.015	2884.3	0.000
		24	0.165	0.057	2987.8	0.000
		25	0.188	0.070	3122.8	0.000
		26	0.166	0.022	3228.4	0.000
		27	0.173	0.036	3343.0	0.000
		28	0.163	0.022	3444.7	0.000
		29	0.173	0.039	3559.5	0.000
		30	0.178	0.031	3680.7	0.000
		31	0.165	0.015	3785.1	0.000
		32	0.142	-0.013	3861.9	0.000
		33	0.142	0.005	3939.4	0.000
		34	0.157	0.030	4033.4	0.000
		35	0.132	-0.010	4099.9	0.000
		36	0.148	0.018	4184.1	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.296	0.296	332.49	0.000
		2	0.196	0.118	477.75	0.000
		3	0.199	0.125	627.77	0.000
		4	0.113	0.011	676.05	0.000
		5	0.165	0.106	780.00	0.000
		6	0.181	0.093	904.56	0.000
		7	0.154	0.056	994.87	0.000
		8	0.114	0.005	1044.2	0.000
		9	0.105	0.020	1086.1	0.000
		10	0.085	0.005	1113.5	0.000
		11	0.119	0.055	1167.3	0.000
		12	0.118	0.031	1220.0	0.000
		13	0.101	0.018	1259.0	0.000
		14	0.098	0.018	1295.9	0.000
		15	0.129	0.065	1359.5	0.000
		16	0.094	0.005	1393.2	0.000
		17	0.080	-0.002	1417.5	0.000
		18	0.106	0.032	1480.2	0.000
		19	0.086	0.012	1488.4	0.000
		20	0.094	0.021	1521.8	0.000
		21	0.102	0.024	1561.6	0.000
		22	0.099	0.025	1599.3	0.000
		23	0.070	-0.011	1617.9	0.000
		24	0.117	0.057	1669.8	0.000
		25	0.146	0.071	1750.9	0.000
		26	0.110	0.011	1797.4	0.000
		27	0.124	0.029	1856.0	0.000
		28	0.104	0.011	1896.9	0.000
		29	0.116	0.039	1948.7	0.000
		30	0.119	0.019	2002.5	0.000
		31	0.115	0.018	2052.8	0.000
		32	0.090	-0.012	2083.5	0.000
		33	0.089	0.003	2113.5	0.000
		34	0.109	0.036	2159.2	0.000
		35	0.063	-0.028	2174.6	0.000
		36	0.099	0.023	2212.0	0.000

Düzye

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.997	0.997	3772.5	0.000
		2	0.995	-0.016	7524.9	0.000
		3	0.991	-0.058	11255.	0.000
		4	0.988	-0.019	14962.	0.000
		5	0.985	0.014	18647.	0.000
		6	0.982	0.018	22310.	0.000
		7	0.979	-0.002	25951.	0.000
		8	0.976	-0.018	29570.	0.000
		9	0.973	-0.025	33166.	0.000
		10	0.970	0.013	36740.	0.000
		11	0.966	-0.027	40290.	0.000
		12	0.963	-0.020	43816.	0.000
		13	0.959	0.020	47319.	0.000
		14	0.956	0.016	50799.	0.000
		15	0.953	-0.021	54256.	0.000
		16	0.949	-0.027	57688.	0.000
		17	0.946	0.052	61099.	0.000
		18	0.943	0.014	64489.	0.000
		19	0.940	-0.027	67856.	0.000
		20	0.937	0.057	71204.	0.000
		21	0.934	0.012	74532.	0.000
		22	0.931	-0.032	77841.	0.000
		23	0.928	-0.015	81129.	0.000
		24	0.926	0.065	84399.	0.000
		25	0.923	-0.019	87650.	0.000
		26	0.920	0.019	90884.	0.000
		27	0.918	0.005	94100.	0.000
		28	0.915	0.015	97301.	0.000
		29	0.913	0.039	100486	0.000
		30	0.911	0.024	103658	0.000

TSKB Getiri Mutlak

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.017	-0.017	1.0524	0.305
		2	-0.005	-0.005	1.1310	0.568
		3	-0.025	-0.025	3.4452	0.328
		4	0.041	0.041	9.9792	0.041
		5	0.010	0.011	10.380	0.065
		6	-0.019	-0.019	11.709	0.069
		7	-0.008	-0.007	11.954	0.102
		8	-0.002	-0.003	11.964	0.153
		9	0.025	0.023	14.399	0.109
		10	0.037	0.039	19.657	0.033
		11	-0.003	-0.001	19.693	0.050
		12	0.033	0.034	23.722	0.022
		13	0.031	0.032	27.296	0.011
		14	0.018	0.015	28.506	0.012
		15	0.016	0.019	29.454	0.014
		16	-0.018	-0.016	30.640	0.015
		17	0.015	0.013	31.516	0.017
		18	-0.001	-0.000	31.517	0.025
		19	0.010	0.008	31.925	0.032
		20	0.013	0.016	32.619	0.037
		21	0.017	0.017	33.735	0.039
		22	-0.002	-0.005	33.745	0.052
		23	0.007	0.005	33.951	0.066
		24	0.023	0.020	36.005	0.055
		25	0.032	0.029	39.829	0.030
		26	-0.034	-0.033	44.131	0.015
		27	-0.004	-0.007	44.188	0.020
		28	0.021	0.020	45.883	0.018
		29	-0.030	-0.036	49.414	0.010
		30	0.010	0.009	49.778	0.013
		31	-0.012	-0.010	50.335	0.016
		32	-0.002	-0.008	50.344	0.021
		33	-0.010	-0.011	50.733	0.025
		34	0.010	0.005	51.128	0.030
		35	-0.028	-0.031	54.225	0.020
		36	0.014	0.014	54.958	0.022

Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.205	0.205	159.22	0.000
		2	0.168	0.131	266.12	0.000
		3	0.136	0.084	336.07	0.000
		4	0.101	0.044	374.67	0.000
		5	0.090	0.039	405.37	0.000
		6	0.074	0.026	426.29	0.000
		7	0.062	0.019	441.07	0.000
		8	0.054	0.015	452.11	0.000
		9	0.028	-0.008	455.04	0.000
		10	0.064	0.041	470.42	0.000
		11	0.082	0.054	496.18	0.000
		12	0.030	-0.014	499.50	0.000
		13	0.059	0.029	512.94	0.000
		14	0.055	0.022	524.33	0.000
		15	0.028	-0.008	527.31	0.000
		16	0.049	0.022	536.50	0.000
		17	0.038	0.008	542.00	0.000
		18	0.041	0.013	548.27	0.000
		19	0.045	0.019	555.91	0.000
		20	0.048	0.022	564.77	0.000
		21	0.077	0.046	587.31	0.000
		22	0.043	0.001	594.33	0.000
		23	0.059	0.026	607.78	0.000
		24	0.050	0.008	617.31	0.000
		25	0.047	0.012	625.80	0.000
		26	0.027	-0.009	628.67	0.000
		27	0.051	0.022	638.60	0.000
		28	0.053	0.024	649.33	0.000
		29	0.048	0.014	658.28	0.000
		30	0.029	-0.007	661.49	0.000
		31	0.043	0.013	668.52	0.000
		32	0.036	0.004	673.54	0.000
		33	0.033	0.005	677.65	0.000
		34	0.018	-0.014	678.92	0.000
		35	0.038	0.016	684.39	0.000
		36	0.021	-0.002	686.08	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.165	0.165	103.64	0.000
		2	0.117	0.092	155.51	0.000
		3	0.081	0.050	180.44	0.000
		4	0.059	0.030	193.73	0.000
		5	0.055	0.031	205.21	0.000
		6	0.037	0.013	210.45	0.000
		7	0.019	-0.000	211.88	0.000
		8	0.030	0.017	215.26	0.000
		9	0.009	-0.005	215.55	0.000
		10	0.033	0.025	219.57	0.000
		11	0.043	0.032	226.73	0.000
		12	0.018	0.000	227.98	0.000
		13	0.033	0.020	232.17	0.000
		14	0.018	0.002	233.39	0.000
		15	0.015	0.002	234.19	0.000
		16	0.022	0.011	235.98	0.000
		17	0.030	0.020	239.47	0.000
		18	0.014	-0.001	240.20	0.000
		19	0.012	0.000	240.71	0.000
		20	0.025	0.018	243.05	0.000
		21	0.031	0.019	246.65	0.000
		22	0.013	-0.002	247.34	0.000
		23	0.026	0.015	249.90	0.000
		24	0.016	0.002	250.82	0.000
		25	0.011	-0.001	251.25	0.000
		26	0.017	0.009	252.39	0.000
		27	0.025	0.016	254.85	0.000
		28	0.022	0.009	256.73	0.000
		29	0.017	0.005	257.85	0.000
		30	-0.006	-0.018	257.99	0.000
		31	0.008	0.003	258.26	0.000
		32	0.009	0.004	258.60	0.000
		33	0.017	0.011	259.67	0.000
		34	0.009	-0.001	259.95	0.000
		35	0.025	0.021	262.43	0.000
		36	-0.006	-0.017	262.55	0.000

Düzye

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.999	0.999	3786.9	0.000
		2	0.998	-0.120	7567.1	0.000
		3	0.997	0.005	11341.	0.000
		4	0.996	0.004	15107.	0.000
		5	0.995	-0.047	18867.	0.000
		6	0.994	-0.062	22619.	0.000
		7	0.993	-0.019	26362.	0.000
		8	0.991	0.025	30096.	0.000
		9	0.990	0.016	33823.	0.000
		10	0.989	0.005	37542.	0.000
		11	0.988	-0.013	41253.	0.000
		12	0.987	0.000	44956.	0.000
		13	0.985	-0.069	48649.	0.000
		14	0.984	-0.042	52333.	0.000
		15	0.982	0.011	56008.	0.000
		16	0.981	-0.068	59672.	0.000
		17	0.979	-0.056	63325.	0.000
		18	0.978	-0.018	66966.	0.000
		19	0.976	0.030	70596.	0.000
		20	0.974	-0.015	74214.	0.000
		21	0.973	0.020	77821.	0.000
		22	0.971	0.045	81417.	0.000
		23	0.969	-0.029	85001.	0.000
		24	0.968	0.004	88574.	0.000
		25	0.966	-0.044	92136.	0.000
		26	0.964	-0.041	95685.	0.000
		27	0.962	0.027	99222.	0.000
		28	0.961	-0.034	102747	0.000
		29	0.959	0.032	106260	0.000
		30	0.957	0.021	109761	0.000

Tüpraş Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.036	0.036	4.7995	0.028
		2	0.042	0.041	11.448	0.003
		3	0.021	0.018	13.099	0.004
		4	0.026	0.023	15.700	0.003
		5	-0.003	-0.006	15.724	0.008
		6	-0.035	-0.037	20.377	0.002
		7	-0.024	-0.022	22.561	0.002
		8	0.033	0.037	26.667	0.001
		9	0.030	0.031	30.020	0.000
		10	0.020	0.018	31.482	0.000
		11	-0.014	-0.019	32.262	0.001
		12	0.014	0.009	32.966	0.001
		13	0.016	0.012	33.884	0.001
		14	0.020	0.021	35.469	0.001
		15	-0.008	-0.006	35.727	0.002
		16	-0.029	-0.030	38.868	0.001
		17	-0.029	-0.031	42.154	0.001
		18	-0.023	-0.022	44.194	0.001
		19	-0.017	-0.010	45.352	0.001
		20	-0.019	-0.012	46.754	0.001
		21	-0.005	-0.001	46.847	0.001
		22	-0.006	-0.009	46.983	0.001
		23	-0.015	-0.018	47.890	0.002
		24	0.009	0.010	48.183	0.002
		25	-0.002	0.002	48.194	0.004
		26	-0.024	-0.022	50.309	0.003
		27	-0.054	-0.052	61.464	0.000
		28	-0.021	-0.016	63.125	0.000
		29	0.010	0.017	63.480	0.000
		30	-0.020	-0.013	65.080	0.000
		31	-0.009	-0.002	65.381	0.000
		32	-0.017	-0.017	66.524	0.000
		33	-0.019	-0.024	67.848	0.000
		34	0.002	0.001	67.863	0.000
		35	-0.032	-0.026	71.741	0.000
		36	-0.043	-0.038	78.926	0.000

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.308	0.308	359.02	0.000
		2	0.269	0.192	633.07	0.000
		3	0.261	0.155	891.58	0.000
		4	0.223	0.090	1080.3	0.000
		5	0.194	0.057	1223.4	0.000
		6	0.190	0.060	1361.0	0.000
		7	0.159	0.025	1456.6	0.000
		8	0.175	0.058	1573.2	0.000
		9	0.177	0.057	1692.3	0.000
		10	0.174	0.051	1807.6	0.000
		11	0.155	0.024	1899.0	0.000
		12	0.167	0.043	2004.5	0.000
		13	0.155	0.027	2096.3	0.000
		14	0.122	-0.010	2152.8	0.000
		15	0.116	-0.001	2204.1	0.000
		16	0.149	0.049	2288.3	0.000
		17	0.143	0.036	2366.2	0.000
		18	0.146	0.035	2447.8	0.000
		19	0.107	-0.019	2491.3	0.000
		20	0.136	0.032	2561.8	0.000
		21	0.128	0.016	2623.8	0.000
		22	0.129	0.021	2686.9	0.000
		23	0.128	0.022	2749.0	0.000
		24	0.135	0.030	2818.5	0.000
		25	0.171	0.070	2930.7	0.000
		26	0.142	0.013	3007.7	0.000
		27	0.148	0.027	3091.4	0.000
		28	0.179	0.059	3214.1	0.000
		29	0.139	-0.003	3287.5	0.000
		30	0.167	0.042	3393.6	0.000
		31	0.148	0.013	3476.8	0.000
		32	0.156	0.032	3570.0	0.000
		33	0.158	0.024	3665.7	0.000
		34	0.132	-0.012	3732.0	0.000
		35	0.127	-0.001	3793.4	0.000
		36	0.141	0.018	3869.2	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.291	0.291	321.97	0.000
		2	0.244	0.173	547.13	0.000
		3	0.203	0.105	703.07	0.000
		4	0.176	0.073	820.82	0.000
		5	0.117	0.010	872.87	0.000
		6	0.146	0.068	954.12	0.000
		7	0.098	0.007	990.76	0.000
		8	0.127	0.057	1051.8	0.000
		9	0.142	0.067	1128.0	0.000
		10	0.111	0.016	1174.7	0.000
		11	0.103	0.019	1214.8	0.000
		12	0.127	0.047	1275.6	0.000
		13	0.111	0.027	1322.3	0.000
		14	0.080	-0.008	1346.6	0.000
		15	0.079	0.004	1370.4	0.000
		16	0.101	0.039	1408.9	0.000
		17	0.080	0.008	1433.5	0.000
		18	0.081	0.012	1458.7	0.000
		19	0.061	-0.008	1473.0	0.000
		20	0.072	0.015	1493.0	0.000
		21	0.085	0.028	1520.5	0.000
		22	0.101	0.040	1559.4	0.000
		23	0.069	-0.002	1577.4	0.000
		24	0.077	0.009	1599.9	0.000
		25	0.111	0.052	1647.1	0.000
		26	0.086	0.009	1675.2	0.000
		27	0.103	0.036	1715.4	0.000
		28	0.131	0.059	1781.4	0.000
		29	0.092	-0.002	1813.8	0.000
		30	0.113	0.033	1862.5	0.000
		31	0.100	0.011	1901.1	0.000
		32	0.104	0.026	1942.8	0.000
		33	0.103	0.020	1983.7	0.000
		34	0.093	-0.002	2016.5	0.000
		35	0.086	0.010	2044.5	0.000
		36	0.095	0.017	2079.2	0.000

Düzye

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.998	0.998	3780.0	0.000
		2	0.996	-0.040	7546.9	0.000
		3	0.995	-0.001	11301.	0.000
		4	0.993	0.011	15042.	0.000
		5	0.991	0.001	18771.	0.000
		6	0.989	0.002	22487.	0.000
		7	0.987	0.032	26191.	0.000
		8	0.986	0.009	29884.	0.000
		9	0.984	0.007	33566.	0.000
		10	0.982	-0.079	37235.	0.000
		11	0.980	-0.014	40890.	0.000
		12	0.978	-0.015	44532.	0.000
		13	0.976	-0.018	48159.	0.000
		14	0.974	0.000	51772.	0.000
		15	0.972	-0.012	55370.	0.000
		16	0.970	-0.004	58954.	0.000
		17	0.968	0.004	62523.	0.000
		18	0.966	-0.037	66078.	0.000
		19	0.964	-0.019	69617.	0.000
		20	0.961	-0.020	73139.	0.000
		21	0.959	-0.019	76645.	0.000
		22	0.957	0.031	80135.	0.000
		23	0.955	0.067	83611.	0.000
		24	0.953	0.049	87075.	0.000
		25	0.951	-0.034	90525.	0.000
		26	0.949	-0.014	93961.	0.000
		27	0.946	-0.113	97380.	0.000
		28	0.944	0.032	100784	0.000
		29	0.942	0.011	104172	0.000
		30	0.939	0.005	107543	0.000

Yapı Kredi Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.097	0.097	35.702	0.000
		2	0.016	0.006	36.620	0.000
		3	-0.007	-0.010	36.825	0.000
		4	0.043	0.045	43.711	0.000
		5	-0.033	-0.042	47.924	0.000
		6	-0.047	-0.042	56.438	0.000
		7	-0.004	0.006	56.502	0.000
		8	0.015	0.013	57.309	0.000
		9	0.007	0.007	57.494	0.000
		10	0.033	0.034	61.558	0.000
		11	-0.008	-0.018	61.818	0.000
		12	0.005	0.004	61.930	0.000
		13	0.013	0.014	62.560	0.000
		14	0.009	0.004	62.838	0.000
		15	-0.002	0.001	62.846	0.000
		16	-0.011	-0.009	63.280	0.000
		17	-0.013	-0.013	63.897	0.000
		18	-0.032	-0.030	67.882	0.000
		19	0.010	0.018	68.269	0.000
		20	-0.013	-0.015	68.875	0.000
		21	0.007	0.009	69.042	0.000
		22	-0.012	-0.013	69.599	0.000
		23	0.009	0.006	69.942	0.000
		24	0.019	0.018	71.314	0.000
		25	0.026	0.023	73.949	0.000
		26	-0.010	-0.013	74.331	0.000
		27	-0.008	-0.006	74.566	0.000
		28	-0.005	-0.003	74.671	0.000
		29	0.006	0.005	74.805	0.000
		30	-0.015	-0.010	75.703	0.000
		31	-0.001	0.003	75.706	0.000
		32	-0.014	-0.015	76.438	0.000
		33	0.017	0.017	77.593	0.000
		34	0.004	0.001	77.655	0.000
		35	-0.038	-0.042	83.317	0.000
		36	-0.007	0.003	83.489	0.000

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.272	0.272	281.30	0.000
		2	0.200	0.136	433.11	0.000
		3	0.188	0.115	567.63	0.000
		4	0.177	0.092	686.17	0.000
		5	0.176	0.085	803.12	0.000
		6	0.157	0.058	896.57	0.000
		7	0.135	0.036	966.13	0.000
		8	0.123	0.028	1023.3	0.000
		9	0.130	0.043	1087.9	0.000
		10	0.137	0.048	1158.9	0.000
		11	0.127	0.034	1220.7	0.000
		12	0.111	0.018	1267.8	0.000
		13	0.106	0.018	1310.5	0.000
		14	0.105	0.020	1352.5	0.000
		15	0.123	0.042	1409.9	0.000
		16	0.112	0.023	1457.4	0.000
		17	0.112	0.026	1504.8	0.000
		18	0.068	-0.024	1522.5	0.000
		19	0.083	0.010	1548.8	0.000
		20	0.102	0.030	1588.6	0.000
		21	0.117	0.042	1640.7	0.000
		22	0.091	0.006	1672.4	0.000
		23	0.113	0.041	1721.4	0.000
		24	0.099	0.014	1758.9	0.000
		25	0.111	0.030	1806.3	0.000
		26	0.110	0.022	1852.8	0.000
		27	0.157	0.078	1946.5	0.000
		28	0.114	0.010	1996.5	0.000
		29	0.121	0.028	2052.2	0.000
		30	0.132	0.033	2118.6	0.000
		31	0.093	-0.016	2151.4	0.000
		32	0.114	0.021	2200.8	0.000
		33	0.123	0.031	2258.8	0.000
		34	0.089	-0.012	2289.0	0.000
		35	0.083	-0.007	2315.2	0.000
		36	0.090	0.004	2346.5	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.084	0.084	26.620	0.000
		2	0.056	0.049	38.406	0.000
		3	0.041	0.033	44.823	0.000
		4	0.040	0.031	50.788	0.000
		5	0.039	0.030	56.651	0.000
		6	0.031	0.021	60.315	0.000
		7	0.023	0.014	62.368	0.000
		8	0.020	0.011	63.857	0.000
		9	0.021	0.014	65.603	0.000
		10	0.028	0.020	68.599	0.000
		11	0.026	0.018	71.263	0.000
		12	0.017	0.008	72.378	0.000
		13	0.019	0.011	73.687	0.000
		14	0.015	0.007	74.556	0.000
		15	0.022	0.015	76.428	0.000
		16	0.023	0.015	78.530	0.000
		17	0.040	0.032	84.707	0.000
		18	0.008	-0.003	84.971	0.000
		19	0.011	0.002	85.402	0.000
		20	0.018	0.010	86.606	0.000
		21	0.024	0.016	88.808	0.000
		22	0.019	0.010	90.177	0.000
		23	0.020	0.012	91.779	0.000
		24	0.020	0.011	93.318	0.000
		25	0.024	0.015	95.499	0.000
		26	0.020	0.010	97.083	0.000
		27	0.039	0.029	103.04	0.000
		28	0.019	0.007	104.47	0.000
		29	0.026	0.015	106.97	0.000
		30	0.030	0.019	110.42	0.000
		31	0.016	0.003	111.39	0.000
		32	0.020	0.009	112.95	0.000
		33	0.025	0.014	115.42	0.000
		34	0.013	0.001	116.08	0.000
		35	0.015	0.006	117.00	0.000
		36	0.014	0.004	117.74	0.000

Düzye

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.997	0.997	3774.1	0.000
		2	0.995	-0.060	7528.0	0.000
		3	0.992	0.033	11263.	0.000
		4	0.990	0.025	14980.	0.000
		5	0.987	-0.012	18680.	0.000
		6	0.985	0.025	22362.	0.000
		7	0.982	0.014	26028.	0.000
		8	0.980	0.023	29678.	0.000
		9	0.978	-0.002	33313.	0.000
		10	0.976	0.005	36933.	0.000
		11	0.973	-0.048	40535.	0.000
		12	0.971	0.022	44122.	0.000
		13	0.969	-0.005	47692.	0.000
		14	0.966	-0.029	51245.	0.000
		15	0.964	-0.031	54779.	0.000
		16	0.961	-0.027	58294.	0.000
		17	0.958	-0.036	61788.	0.000
		18	0.955	0.050	65264.	0.000
		19	0.953	0.020	68722.	0.000
		20	0.950	0.008	72163.	0.000
		21	0.948	0.026	75588.	0.000
		22	0.946	0.032	78999.	0.000
		23	0.944	0.012	82395.	0.000
		24	0.941	-0.022	85777.	0.000
		25	0.939	-0.033	89142.	0.000
		26	0.937	-0.000	92491.	0.000
		27	0.934	0.003	95823.	0.000
		28	0.932	-0.031	99138.	0.000
		29	0.929	-0.003	102436	0.000
		30	0.927	0.033	105717	0.000

İmkb 100 Endeksi Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.127	0.127	116.97	0.000
		2	0.032	0.016	124.42	0.000
		3	0.036	0.031	134.13	0.000
		4	0.034	0.026	142.66	0.000
		5	0.004	-0.005	142.76	0.000
		6	0.034	0.033	151.28	0.000
		7	-0.002	-0.012	151.30	0.000
		8	0.008	0.008	151.76	0.000
		9	0.015	0.011	153.33	0.000
		10	0.014	0.010	154.86	0.000
		11	0.019	0.016	157.59	0.000
		12	0.012	0.005	158.63	0.000
		13	0.014	0.011	160.11	0.000
		14	0.040	0.035	171.74	0.000
		15	0.001	-0.010	171.76	0.000
		16	0.005	0.003	171.92	0.000
		17	0.002	-0.002	171.96	0.000
		18	0.010	0.008	172.67	0.000
		19	0.022	0.020	176.29	0.000
		20	0.000	-0.009	176.29	0.000
		21	0.006	0.006	176.53	0.000
		22	0.035	0.031	185.48	0.000
		23	0.011	0.000	186.34	0.000
		24	-0.010	-0.015	187.13	0.000
		25	-0.013	-0.015	188.35	0.000
		26	-0.020	-0.018	191.23	0.000
		27	-0.009	-0.005	191.82	0.000
		28	-0.009	-0.010	192.46	0.000
		29	0.011	0.016	193.34	0.000
		30	-0.024	-0.027	197.63	0.000
		31	-0.004	0.002	197.78	0.000
		32	-0.009	-0.008	198.33	0.000
		33	-0.013	-0.012	199.48	0.000
		34	0.024	0.031	203.65	0.000
		35	0.019	0.012	206.26	0.000
		36	-0.000	-0.004	206.26	0.000

Mutlak Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.221	0.221	357.97	0.000
		2	0.049	-0.000	375.33	0.000
		3	0.100	0.094	448.95	0.000
		4	0.076	0.036	491.64	0.000
		5	0.063	0.038	520.42	0.000
		6	0.196	0.176	801.05	0.000
		7	0.345	0.283	1669.3	0.000
		8	0.139	0.018	1810.3	0.000
		9	0.022	-0.038	1813.8	0.000
		10	0.057	0.001	1837.9	0.000
		11	0.036	-0.020	1847.5	0.000
		12	0.016	-0.037	1849.3	0.000
		13	0.136	0.047	1984.8	0.000
		14	0.271	0.153	2523.9	0.000
		15	0.106	0.007	2605.9	0.000
		16	-0.012	-0.048	2607.0	0.000
		17	0.014	-0.024	2608.4	0.000
		18	0.025	0.005	2613.1	0.000
		19	0.042	0.025	2626.1	0.000
		20	0.154	0.066	2798.8	0.000
		21	0.243	0.104	3231.8	0.000
		22	0.098	0.013	3302.0	0.000
		23	-0.001	-0.015	3302.0	0.000
		24	0.022	-0.005	3305.6	0.000
		25	0.044	0.017	3319.8	0.000
		26	0.045	0.000	3334.7	0.000
		27	0.119	0.004	3439.2	0.000
		28	0.196	0.046	3720.3	0.000
		29	0.069	-0.013	3755.4	0.000
		30	-0.016	-0.020	3757.2	0.000
		31	0.033	0.022	3765.3	0.000
		32	0.029	-0.005	3771.5	0.000
		33	0.042	0.009	3784.7	0.000
		34	0.141	0.048	3931.0	0.000
		35	0.175	0.036	4155.5	0.000
		36	0.048	-0.013	4172.6	0.000

Kareli Getiri

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.151	0.151	166.50	0.000
		2	0.063	0.041	195.33	0.000
		3	0.162	0.151	387.57	0.000
		4	0.053	0.007	408.19	0.000
		5	0.091	0.073	468.34	0.000
		6	0.141	0.098	613.31	0.000
		7	0.060	0.017	639.69	0.000
		8	0.034	-0.005	648.25	0.000
		9	0.042	-0.000	661.15	0.000
		10	0.040	0.015	672.95	0.000
		11	0.020	-0.010	675.82	0.000
		12	0.017	-0.009	677.94	0.000
		13	0.051	0.036	697.28	0.000
		14	0.034	0.016	705.66	0.000
		15	0.019	0.004	708.42	0.000
		16	0.017	-0.005	710.49	0.000
		17	0.010	-0.002	711.20	0.000
		18	0.014	0.005	712.74	0.000
		19	0.025	0.009	717.46	0.000
		20	0.050	0.038	735.59	0.000
		21	0.036	0.019	745.02	0.000
		22	0.022	0.006	748.45	0.000
		23	0.039	0.021	759.85	0.000
		24	0.013	-0.008	761.18	0.000
		25	0.016	0.001	763.06	0.000
		26	0.014	-0.012	764.51	0.000
		27	0.012	-0.001	765.54	0.000
		28	0.016	0.003	767.43	0.000
		29	0.020	0.008	770.25	0.000
		30	0.008	-0.001	770.78	0.000
		31	0.030	0.024	777.21	0.000
		32	0.011	-0.002	778.03	0.000
		33	0.009	0.000	778.64	0.000
		34	0.131	0.124	904.53	0.000
		35	0.028	-0.011	910.21	0.000
		36	0.006	-0.009	910.47	0.000

Düzye

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.999	0.999	7296.0	0.000
		2	0.998	-0.017	14581.	0.000
		3	0.997	-0.001	21854.	0.000
		4	0.997	0.021	29116.	0.000
		5	0.996	0.016	36368.	0.000
		6	0.995	-0.005	43609.	0.000
		7	0.994	-0.018	50839.	0.000
		8	0.993	-0.008	58058.	0.000
		9	0.993	-0.014	65265.	0.000
		10	0.992	0.003	72461.	0.000
		11	0.991	0.003	79645.	0.000
		12	0.990	-0.032	86818.	0.000
		13	0.989	-0.006	93978.	0.000
		14	0.988	0.000	101126	0.000
		15	0.987	-0.017	108262	0.000
		16	0.986	-0.017	115384	0.000
		17	0.985	-0.027	122493	0.000
		18	0.984	-0.001	129588	0.000
		19	0.983	-0.023	136669	0.000
		20	0.982	-0.013	143736	0.000
		21	0.981	-0.007	150788	0.000
		22	0.980	0.005	157826	0.000
		23	0.979	-0.010	164850	0.000
		24	0.978	0.002	171858	0.000
		25	0.977	-0.015	178852	0.000
		26	0.976	-0.014	185831	0.000
		27	0.974	-0.005	192794	0.000
		28	0.973	-0.010	199741	0.000
		29	0.972	0.039	206674	0.000
		30	0.971	-0.000	213592	0.000
		31	0.970	-0.001	220496	0.000
		32	0.969	-0.016	227384	0.000
		33	0.968	-0.010	234257	0.000
		34	0.966	0.002	241114	0.000
		35	0.965	0.008	247956	0.000
		36	0.964	-0.025	254783	0.000

ÖZGEÇMİŞ

Doğum Yeri ve Yılı : Polatlı-25/11/1978

Öğr.Gördüğü Kurumlar : **Başlama Yılı** **Bitirme Yılı** **Kurum Adı**

Lise : 1992 1996 Polatlı Anadolu Ticaret Meslek Lisesi

Lisans : 1996 2000 Uludağ Üniversitesi İ.İ.B.F. Ekonometri Bölümü

Yüksek Lisans : 2001 2004 Uludağ Üniversitesi S. B.E. Ekonometri A.B.D.

Doktora : 2005 2009 Uludağ Üniversitesi S. B.E. Ekonometri A.B.D.

Medeni Durum : Evli

Bildiği Yabancı Diller ve Düzeyi: :İngilizce- İyi

Çalıştığı Kurum (lar) : **Başlama ve Ayrılma Tarihleri** **Çalışılan Kurumun Adı**

1. 2002 _____ Uludağ Üniversitesi İ.İ.B.F.

...

Yurtdışı Görevleri :

Kullandığı Burslar :

Aldığı Ödüller :

Üye Olduğu Bilimsel ve Mesleki Topluluklar :

Editör veya Yayın Kurulu Üyelikleri :

Yurt İçi ve Yurt Dışında katıldığı Projeler :

Katıldığı Yurt İçi ve Yurt Dışı Bilimsel Toplantılar: 4 th International Workshop on Applications of Wavelets to Real World Problems:IWW2009, 5-7 June 2009, Kocaeli /Turkey,
Sunulan Bildiri: Long Memory in Financial Time Series With Wavelets: Evidence From ISE

Yayımlanan Çalışmalar : Gürsakal, S. (Gürsakal, N., Aydın, B. Ve Tüzüntürk, S. İle), 2009, Hurst exponent analysis in Turkish stock market, International Journal of Sustainable Economy, Volume 1, Number 3
Gürsakal, S. (2009), Varyans Kırılması Gözlemlenen Serilerde GARCH modelleri: Döviz Kuru Oynaklığı Örneği, Erciyes Ün. İ.İ.B.F. Dergisi, Sayı:32 ss. 319-337

Diğer :

Tarih-İmza
Adı Soyadı