

EGE ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
(YÜKSEK LİSANS TEZİ)

BİYOMEDİKAL İŞARETLERİN AYRIŞTIRILMASI

Çiğdem Serdengeçti

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilim Dalı Kodu: 609.01.00

Sunuş Tarihi: 03.01.2008

Tez Danışmanı: Yard. Doç. Dr. Mehmet ENGİN

Bornova-İZMİR

ÇİĞDEM SERDENGEÇTİ tarafından **YÜKSEK LİSANS** tezi olarak sunulan **“BİYOMEDİKAL İŞARETLERİN AYRIŞTIRILMASI”** başlıklı bu çalışma E.Ü. Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği ile E.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü Eğitim ve Öğretim Yönergesi’nin ilgili hükümleri uyarınca tarafımızdan değerlendirilerek savunmaya değer bulunmuş ve **03/01/2008** tarihinde yapılan tez savunma sınavında aday oybirliği/oyçokluğu ile başarılı bulunmuştur.

Jüri Üyeleri

İmza

Jüri Başkanı : Yard.Doç.Dr. Mehmet ENGİN

.....

Raportör Üye : Yard.Doç.Dr. Musa ALCI

.....

Üye : Prof.Dr. Gürbüz ÇELEBİ

.....

ÖZET

BİYOMEDİKAL İŞARETLERİN AYRIŞTIRILMASI

SERDENGECİ, Çiğdem

Yüksek Lisans Tezi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü

Tez Yönetici: Yard. Doç. Dr. Mehmet ENGİN

Ocak 2008, 73 sayfa

Vücut yüzeyinden örselemesiz yöntemlerle alınan biyomedikal işaretler, gürültü ve diğer fizyolojik işaretlerle karışma sorunları içerirler. Fetal EKG çıkartımında bu iki sorunla belirgin şekilde karşılaşılır. İşlem sırasında, elektrotlar anne karnına yerleştirilir. Dolayısıyla anneye ait güçlü EKG işaretleri, fetal EKG üzerinde bastırıcı etki yapar.

Karışmış ve gürültülü biyomedikal işaretlerde, ayırıştırma amacıyla genellikle Kör kaynak Ayırıştırması yöntemi, gürültü arındırma amacıyla da Dalgacık Dönüşümü Tabanlı yöntem tercih edilmektedir.

Bu çalışmada amaç, Kör Kaynak Ayırıştırması yönteminin üç farklı yaklaşıma sahip algoritmalarını kıyaslayarak fetal EKG çıkartımı için en uygun olanı saptamaktır. Bağımsız bileşenler analizi, izdüşüm tabanlı yöntem ve karmaşıklık tabanlı yöntem olarak adlandırılan bu algoritmalar EKG işaretlerinden elde edilen yapay karışımlar üzerinde ve gürültü eklenerek sınanmıştır. Daha sonra dalgacık dönüşümü yöntemi, işaretlerdeki gürültüyü arındırma amaçlı olarak kullanılmıştır. Bir sonraki aşamada, uygulamalar sonucunda düşük hata oranı veren algoritmalar fetal EKG çıkartımı için kullanılmıştır.

Anahtar kelimeler: Kör kaynak ayırıştırması, fetal EKG, bağımsız bileşenler analizi, izdüşüm tabanlı yöntem, karmaşıklık tabanlı yöntem, dalgacık dönüşümü, gürültü arındırma.

ABSTRACT
SEPARATION OF BIOMEDICAL SIGNALS

SERDENGECİ, Çiğdem

MSc in Electronic Engineering

Supervisor: Asst.Prof.Dr. Mehmet ENGİN

January 2008, 73 pages

Biomedical signals taken from body surface by non-invasive methods include problems such as mixing with other physiological signals and noise. These problems appear evidently during the extraction of fetal ECG. Electrodes are placed on mother abdomen in this process. Therefore the signal is contaminated by maternal ECG signal and noise.

Blind Source Separation (BSS) is a new and most commonly used method on biomedical signals separation. Wavelet Transformation based de-noising method has good performance on de-noising biomedical signals.

In this study, the purpose is to determine the best algorithm for fetal ECG extraction. As the first step, artificially mixed ECG signals were used. Three main algorithms of BSS; Independent Component Analysis, Projection Pursuit and Complexity Pursuit were compared for this purpose. Wavelet Transformation based de-noising was chosen as de-noising method. The algorithms which had best results and least error on artificially mixed ECG signals were used for fetal ECG extraction.

Keywords: Blind source separation, fetal ecg(fecg), independent component analysis(ica), projection pursuit, complexity pursuit, wavelet transformation de-noising.

TEŞEKKÜR

Çalışmamda değerli yorum ve önerileri ile katkıda bulunan tez danışmanım sayın Yard. Doç. Dr. Mehmet ENGİN'e teşekkür ederim.

Aynı zamanda tez çalışmalarım süresince bana manevi güç veren oğlum Can SERDENGECİ'ye, bilgi ve deneyimleriyle katkıda bulunan, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü Araştırma Görevlisi Y. Müh. Erkan Zeki ENGİN'e, veri kaydı elde etme çabalarımda desteğini esirgemeyen, Şifa Hastanesi Teknik Müdürü Y. Müh. Murat ÇINAR'a, değerli arkadaşlarım Havva Özlem KURULAY ve Yunus ÇETİN'e ve Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü Öğretim Üyelerine teşekkür ederim.

İçindekiler

Sayfa

ÖZET.....	V
ABSTRACT.....	VII
TEŞEKKÜR.....	VIII
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	XII
ÇİZELGELER DİZİNİ	XIII
1. GİRİŞ	1
2. FETAL ELEKTROKARDİYOĞRAFI (FEKG).....	7
2.1. Doğum Öncesi Teşhisin Önemi	7
2.2. Elektrokardiyografi Fizyolojisi	8
2.2.1. Derivasyonlar	9
2.3. Fetal EKG Veri Kaydı Elde Etme	11
2.4. Karışım İşaretinden Fetal EKG Çıkartımı.....	14
2.4.1. Karışımındaki işaretlerin ayrıştırılması	14
2.4.2. Karışımındaki işaretlerin gürültüden arındırılması	16
2.4.3. Fetal EKG'nin karakteristik özellikleri	17
3. KÖR KAYNAK AYRIŞTIRMASI YÖNTEMLERİ.....	18
3.1. İzdüşüm Tabanlı Yöntem	18
3.1.1. Normal Dağılım	18
3.1.2. Normal dağılım tespitinde kullanılan kriterler	19
3.1.2.1 Sivrilik (Kurtosis).....	19
3.1.2.2 Ağırlık vektörü ve sivrilik	21
3.2. Karmaşıklık Tabanlı Yöntem	22
3.2.1. Karmaşıklık tespitinde kullanılan kriterler.....	23

3.2.1.1	Öngörü (Predictability)	23
3.2.1.2	Ağırlık vektörü ve öngörü	23
3.3.	Bağımsız Bileşenler Analizi (BBA).....	25
3.3.1.	Kokteyl partisi problemi	26
3.3.2.	Bağımsız Bileşenler Analizinin matematiksel ifadesi.....	27
3.3.3.	Bağımsız Bileşenler Analizi Algoritmaları	29
3.3.3.1	Sabit Nokta Algoritması.....	29
3.3.3.2	Infomax Algoritması	30
3.3.3.3	JADE Algoritması	30
4.	DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ TEORİSİ	33
4.1.	Dalgacık Dönüşümünün Matematiksel Tanımı	33
4.1.1.	Sürekli Dalgacık Dönüşümü (CWT).....	37
4.1.2.	Ayrık Dalgacık Dönüşümü (DWT).....	37
4.2.	Dalgacık Yöntemiyle Gürültü arındırma	39
4.3.	EKG İşaretlerinin Dalgacık Dönüşüm Analizi	40
5.	DENEYSEL ÇALIŞMALAR VE SONUÇLAR	44
6.	TARTIŞMA	54
	KAYNAKLAR DİZİNİ	56
	EKLER.....	59
	ÖZGEÇMİŞ	60

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 1.1 Kör Kaynak Ayırıştırması Yöntemleri.....	3
Şekil 2.1 EKG Dalgası	9
Şekil 2.2 EKG derivasyonları	11
Şekil 2.3 EKG elektrotlarının anne karnı üzerindeki pozisyonları	12
Şekil 2.4 Anne karnından alınan EKG kaydının bilgisayara aktarımı	13
Şekil 2.5 Hamile bayandan alınan EKG Kayıtları	14
Şekil 3.1 Normal dağılım grafiği	19
Şekil 3.2 Sivrilik katsayısına göre dağılım eğrileri.....	20
Şekil 3.3 Ağırlık vektörünün hesaplanması	22
Şekil 3.4 Kokteyl partisi problemi	27
Şekil 3.5 Bağımsız bileşenler analizi	29
Şekil 4.1 Fourier Dönüşümü.	34
Şekil 4.2 Kısa Zaman Fourier Dönüşümü.....	35
Şekil 4.3 Dalgacık Dönüşümü.....	35
Şekil 4.4 (a) Sinüs dalgası (b) Dalgacık fonksiyonu: “Daubechies-10” ..	37
Şekil 4.5 Dalgacık ayrışım ağacı.....	38
Şekil 4.6 Dalgacık gürültü arındırma işlemi	39
Şekil 4.7 Sert ve yumuşak eşikleme.....	40
Şekil 4.8 EKG işareti ile dalgacık modelleri arasındaki ilişki katsayıları	42
Şekil 4.9 Gürültülü EKG işareti	43
Şekil 4.10 Dalgacık dönüşüm yöntemiyle temizlenmiş EKG işareti	43
Şekil 5.1 Gürültülü ortamda çalıştırılan BBA algoritmasının entropi değeri.....	49
Şekil 5.2 Dalgacık dönüşümüyle gürültüsü temizlenen karışımın BBA algoritmasının entropi değeri	50
Şekil 5.3 Dalgacık gürültü arındırma ve JADE algoritması sonuçları.....	52
Şekil 5.4 Karmaşıklık tabanlı yöntemin fetal EKG çıkartım sonuçları	53

ÇİZELGELER DİZİNİ

Sayfa

Çizelge 5.1 Kör kaynak ayrıştırması algoritmalarının hata oranları	44
Çizelge 5.2 Bağımsız bileşenler analizine göre işaretlerin gürültülü ortamda hata oranları.....	45
Çizelge 5.3 İzdüşüm tabanlı yöntemle göre işaretlerin gürültülü ortamda hata oranları.....	45
Çizelge 5.4 Karmaşıklık tabanlı yöntemle göre işaretlerin hata oranları .	46
Çizelge 5.5 Dalgacık gürültü arındırma sonrası bağımsızlık tabanlı yöntemle göre işaretlerin hata oranları.....	47
Çizelge 5.6 Dalgacık gürültü arındırma sonrası izdüşüm tabanlı yöntemle göre hata oranları.....	47

1. GİRİŞ

Küçük kliniklerden büyük hastanelere kadar pek çok sağlık biriminde bulunan biyomedikal cihazlar, tıp biliminin tanı ve tedavi aşamalarında önemli yer tutmaktadır. Günümüzde kullanımları oldukça artmış olan bu cihazların çalışma prensiplerinin temel unsuru biyolojik işaretlerdir. Bu işaretler, vücut yüzeyinden, elektrotlar ve dönüştürücüler aracılığıyla alınır. Uygulama sırasında yaralama, deşme gibi operasyonlar gerektirmeyen yani örselemesiz(non-invasive) teknikler kullanılır. Vücut yüzeyinden dolaylı olarak alınan işaretler zayıf ve gürültülüdür. İşaretlerin zayıf olması, farklı fizyolojik kaynaklardan alınan işaretlerin birbirleriyle karışmasına sebep olmaktadır. Bu durumda, asıl alınmak istenen işaretin daha güçlü işaretler tarafından bastırılması sorunu oluşur. Kalp, akciğer, beyin ve endokrin sistemi gibi farklı fizyolojik kaynaklardan elde edilen çok kanallı işaretler, araştırmacıları çelişkilere sürükleyecek derecede karışma sorunu ve gürültü içermektedir. Bu durumda, alınmak istenen asıl işaret için ayırıştırma ve gürültü arındırma yöntemleri kullanılır.

Karışmış olan işaretlerin birbirinden ayırıştırılmasında Kör Kaynak Ayırıştırması yöntemi oldukça başarılı sonuçlar vermiştir. Bu yöntem, üç farklı yaklaşıma sahiptir. Bunlar, bağımsızlık esaslı yaklaşım olan Bağımsız Bileşenler Analizi (BBA), normal dağılım esaslı yaklaşım olan İzdüşüm Tabanlı Yöntem ve karmaşıklık esaslı yaklaşım olan Karmaşıklık Tabanlı Yöntemdir. Çok çeşitli algoritmalar içeren ve bu sayede değişik uygulama alanları bulunan bu yöntemlerde ortak amaç, kısaca, karışmış halde alınan ölçümlerden kaynak işaretlerin saptanması olarak ifade edilebilir.

Bağımsız Bileşenler Analizi, istatistiksel tabanlı bir ayırıştırma yöntemidir. Karışımındaki bileşenlerin istatistiksel bağımsız olmaları yöntemin en gerekli koşuludur. Yaygın olarak kullanılan JADE (Joint Approximate Diagonalization of Eigen-matrices), FastICA, Infomax

(Information maximisation) algoritmaları ve bu algoritmaların uygulanmasında kolaylık sağlayan araçtutuları biyolojik işaretlerde yüksek performans gösterdiği için ayrıştırma işlemlerinde öncelikli tercih edilir.

İzdüşüm Tabanlı Yöntem, işaretlerin normal dağılım özelliğini temel alır. Bu yöntemin ayrıştırma prensibi, karışım içinden normal dağılım özelliğine sahip olmayan işaretin belirlenmesidir. Buna bağlı olarak karışımında bulunan işaret sayısı gözardı edilerek sadece normal dağılımı olmayan işaretlerin çıkartımı yapılabilir. Teorik olarak Bağımsız Bileşenler Analizine benzerlik gösteren bu yöntem, uygulamada farklılık göstermektedir. Bu farklılık, izdüşüm tabanlı yöntemde çıkan ayrıştırılmış işaret sayısının normal dağılım özelliğine göre farklılık göstermesinden ileri gelir.

Karmaşıklık Tabanlı Yöntem, karmaşıklık kavramının matematisel formülizasyonundaki zorluğundan dolayı yukarıda bahsi geçen iki yönteme göre daha az ilgi görmektedir. Bununla birlikte yöntemin, özellikle gürültülü ortamlarda yapılan ayrıştırmalarda başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür. Jia ve Qian (2006) çalışmalarında karmaşıklık tabanlı yöntemin diğer yöntemlere göre iki üstün özelliğe sahip olduğunu tespit etmiştir. Birinci üstün özellik, gürültünün oldukça yüksek oranda temizlenebildiği ikinci üstün özellik ise işaret yapısının gözardı edilmemesidir.

Aşağıdaki şekilde Kör Kaynak Ayırıştırması yöntemleri ve algoritmaları şematize edilmiştir.



Şekil 1.1 Kör Kaynak Ayırıştırması Yöntemleri

Kör Kaynak Ayırıştırması yöntemleri, biyomedikal işaretler üzerinde değişik uygulama alanlarına sahiptir. Üst üste binmiş akciğer ve kalp işaretleri bu yöntemle ayrıştırılabilir. Moussavi ve Farahmand (2005), Bağımsız Bileşenler Analizi yöntemiyle kalp sesi işaretini akciğer sesi işaretinden ayırmıştır. Zhou ve Gotman (2004), EMG ve EKG işaretlerinin, EEG işaretleri üzerinde sebep olduğu karışma ve gürültü sorununu Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Bağımsız Bileşenler Analizi yöntemiyle çözmüşlerdir.

Örselemesiz yöntemle alınan, karışmış işaretlere en iyi örnek fetal EKG'nin elde edilmesidir. Doğum öncesinde fetusun kalp anomalileri hakkında bilgi edinilmesi fetal EKG sayesinde mümkün olmaktadır. Bu işlemde algılayıcı elektrotlar anne karnına yerleştirilir. Dolayısıyla alınmak istenen fetal EKG işaretleri, annenin yüksek genlikli EKG işaretleri ile karışır.

Cardoso (1998) tarafından geliştirilen JADE (Joint Approximate Diagonalization of Eigen-matrices) algoritması fetal EKG (FECG)

ayrıştırılması üzerinde oldukça başarılı sonuçlar vermiştir. JADE, bağımsızlık tabanlı bir algoritmadır.

Hyvarinen'in (2000) geliştirmiş olduğu, Sabit-Nokta tabanlı bir algoritma olan ve yapay sinir ağlarını esas alarak geliştirilmiş FastICA algoritması da fetal EKG'yi ayırıştırma konusunda iyi sonuçlar vermiştir. Temel olarak bağımsız bileşenler analiziyle birlikte izdüşüm tabanlı yöntemi takip eden bu algoritma, MATLAB'a uyarlanmış araç kutusu yardımıyla kullanımda kolaylık ve esneklik kazanmıştır.

Ananthanag ve Sahambi (2003) çalışmalarında mevcut ayırıştırma algoritmalarının performanslarını birbirleriyle kıyaslamışlardır. Buna göre fastICA algoritmasının, çok kanallı durumlarda, kanalların verdiği sonuçların kendi aralarında değiştiğini görmüşler ve bunu algoritmanın içerdiği rastgelelik özelliğine bağlamışlardır. Yine aynı araştırmacılara göre JADE algoritması, incelenen algoritmalar içinde en başarılı sonucu vermiş fakat gürültünün yüksek olduğu durumlarda P- ve T- dalgalarının gözlemlenemediği görülmüştür.

Vigneron ve arkadaşları (2003) fetal EKG ayrıştırılması ile ilgili çalışmalarında JADE algoritmasının yanısıra dalgacık gürültü arındırma yöntemi kullanarak ayrıştırılan fetal EKG işaretinin yüksek kalitede olmasını sağlamaya çalışmıştır. Gebeliğin 28.haftalık döneminde alınan verilerle yapılmış olan bu çalışmada 5 kanal ayırıştırma işlemine tabi tutulmuştur. Anneye ait EKG etkisinin çıkarılması, kas ve diğer organların sebep olduğu gürültünün mümkün olduğunca düşürülmesinin yanısıra fetal QRS kompleksinin genişletilmesi amaç edinilmiştir

Mochimaru ve arkadaşları (2004) bağımsız bileşenler analizi algoritmasıyla birlikte dalgacık dönüşümü yöntemini de ayırıştırma amaçlı kullanarak, gebeliğin 21.haftalık döneminden alınmış olan EKG verilerinden fetal EKG'yi başarıyla çıkarmışlardır. Bu çalışmada dalgacık dönüşümünün işaretleri dekompoze etme özelliğinden yararlanılmıştır.

Yapmış oldukları çalışmadan elde ettikleri sonuca göre fetusta ritm bozukluğu tespit edebilmişlerdir

İlk paragrafta bahsedildiği üzere örselemesiz yöntemle alınan biyomedikal işaretler gürültü sorunu da içermektedir. Bu sorunu gidermek için çeşitli gürültü arındırma işlemleri uygulanır. Son zamanlarda, mevcut gürültü arındırma yöntemlerinin arasında, Dalgacık Dönüşümü tabanlı gürültü arındırma yöntemi önemli yer tutmaya başlamıştır.

Sid Ahmed Chouakri ve arkadaşları (2005) dalgacık dönüşümü yöntemiyle EKG işaretlerinin gürültüden arındırılması üzerine çalışmıştır. Çalışmalarında çeşitli dalgacık dönüşümü fonksiyonlarını denemiş ve sonuç olarak, kullanılan EKG işareti için en uygun fonksiyon modelinin Symlet8 olduğunu tespit etmişlerdir.

Gülçür ve arkadaşları (2005) Fonokardiogram (FKG) işaretlerinin farklı dalgacık dönüşüm fonksiyonları ve gürültü seviyesi kestirim teknikleri kullanarak ayrık dalgacık dönüşümü(ADD) ile gürültüden temizlenmesi üzerine olan çalışmalarında, normal dağılımlı beyaz gürültü ilave edilmiş işaretin temizlenmesi ile elde edilen işaret ve asıl işaret karşılaştırılmıştır. Katı ve yumuşak eşikleme kullanıldığı karşılaştırmada, gürültüden arındırma performansı, işaret-gürültü oranının (SNR) açısından değerlendirilmiştir.

Elektroensologram (EEG) işaretlerinde de gürültü sorunu görülmektedir. Olkkonen (2002) ve arkadaşları dalgacık dönüşümü tabanlı gürültü arındırma yöntemiyle EEG işaretlerinin temizlenmesi üzerinde çalışmıştır. Çalışmalarında, EEG işaretlerini dalgacık dönüşümünün ayrıştırma özelliği yardımıyla alt işaretlere ayrıştırarak gürültüden arındırma yöntemini kullanmışlardır.

Tez çalışmamızda ilk adım olarak internet üzerindeki fizyolojik veri tabanı Physiobank MIT-BIH'den elde edilen EKG işaretlerini belirli oranlarda karıştırarak yapay karışım elde ettik. Bu karışımlardaki işaretleri ayrıştırma amacıyla, sırayla Bağımsız Bileşenler Analizi, İzdüşüm Tabanlı

Yöntem ve Karmaşıklık Tabanlı Yöntemlere ait algoritmaları uyguladık. Giriş ve çıkış işaretleri arasındaki farkı ‘Karesel Ortalama Hata’ yöntemiyle hesapladık. Vücut yüzeyinden alınan fizyolojik işaretlerdeki gürültü sorununu da göz önünde bulundurarak, işaretlere gürültü ekledik. Artan sinyal-gürültü oranı (SNR) değerleri vererek algoritmaların performansını yine Karesel Ortalama Hata yöntemiyle karşılaştırdık. İşaretleri, eklemiş olduğumuz gürültüden arındırmak için Dalgacık Dönüşümü Tabanlı gürültü arındırma yöntemini kullandık. Bu yöntemde en önemli nokta parametrelerin belirlenmesidir. Bu parametreler dalgacık fonksiyonu türü ve eşikleme şeklidir. Karışmış EKG sinyalleri için en uygun fonksiyon türünün db8 olduğunu ve eşiklemenin bu tür işaretlerde gözönünde bulundurmaya değer bir etki yaratmadığı saptanmış ve yumuşak eşikleme tercih edilmiştir. Elde ettiğimiz sonuçlara göre karışmış işaretleri ayırıştırma performansı en iyi olan algoritmanın Karmaşıklık Tabanlı algoritma olduğunu belirledik. Bununla birlikte Dalgacık Dönüşümü Tabanlı gürültü arındırma yöntemiyle desteklenince Bağımsız Bileşenler Analizi yönteminden de olumlu sonuçlar elde ettik. Daha sonraki aşamada iyi sonuç veren bu iki algoritmayı, internet üzerindeki DAISY veri tabanından almış olduğumuz EKG verilerine uyguladık. Beş kanalı anne karnından diğer üç kanalı ise anne göğsünden olmak üzere toplam 8 kanallı karışmış işarete sahip bu verilerden fetal EKG işaretlerini ayıştırdık. Uygulamada Karmaşıklık Tabanlı yöntemin kendine özgü algoritmasını kullanırken Bağımsız Bileşenler Analizi yönteminde JADE algoritmasını tercih ettik.

2. FETAL ELEKTROKARDİYOĞRAFI (FEKG)

2.1. Doğum Öncesi Teşhisin Önemi

Hamilelik süresince fetusun sağlık durumu hakkında bilgi edinmek, patolojik durumlarda doğum öncesi önlem almak açısından oldukça önemli yer tutmaktadır. Bu amaçla kullanılan fetal monitörlerde fetusa ait kan akışı, kalp atışı gibi fizyolojik bilgiler elde edilmektedir. Özellikle kalple ilgili sorunlarda doğum öncesi bilgi sahibi olmak erken teşhise ve dolayısıyla erken müdahaleye fırsat tanımaktadır. Yapılan araştırmalarda toplam canlı doğumların yaklaşık %14 kadarını riskli gruba sokan problemlerin doğum öncesi bakımla saptanabileceği sonucuna ulaşılmıştır (Şatıroğlu, 2007).

Doğum öncesi saptanabilecek en önemli problemlerden biri fetusta kalp anomalisidir. Bu duruma sebep olan risk faktörleri üç grupta incelenebilir;

- Fetusa ait risk faktörleri:

Kalp ritm düzensizliği

Rutin ultrasonografide kalp hastalığı tespit edilmiş olması

- Anneye ait risk faktörleri:

Annede doğuştan kalp hastalığı bulunması

Metabolik hastalıklar (diabet, fenilketonüri gibi)

- Aileye ait risk faktörleri:

Ailede doğumsal kalp hastalığı

Ailede sendromların bulunması (nooan, tuberosklerozis)

Kalp anomalisi saptanan yeni doğanlarda ameliyata alınma sürecinin oldukça kısa olması gerekmektedir. Hastalık durumunun doğum öncesi

tespit edilmesi, doğum anında, vakit kaybetmeden ameliyata alınabilmesine olanak tanır.

Son zamanlarda, anomali saptanmış fetusa doğum öncesi tedavi konusunda da oldukça büyük gelişmeler kaydedilmiştir. Kalp ritm bozuklukları, anne karnındayken ilaçlar ile tedavi edilebilmektedir. Yine doğum öncesinde, kalpteki deliklerin ya da darlıkların kateter yoluyla ya da ameliyatla giderilebileceğini kanıtlayan çalışmalar doğum öncesi teşhisin gerekliliğini daha da güçlendirmiştir.

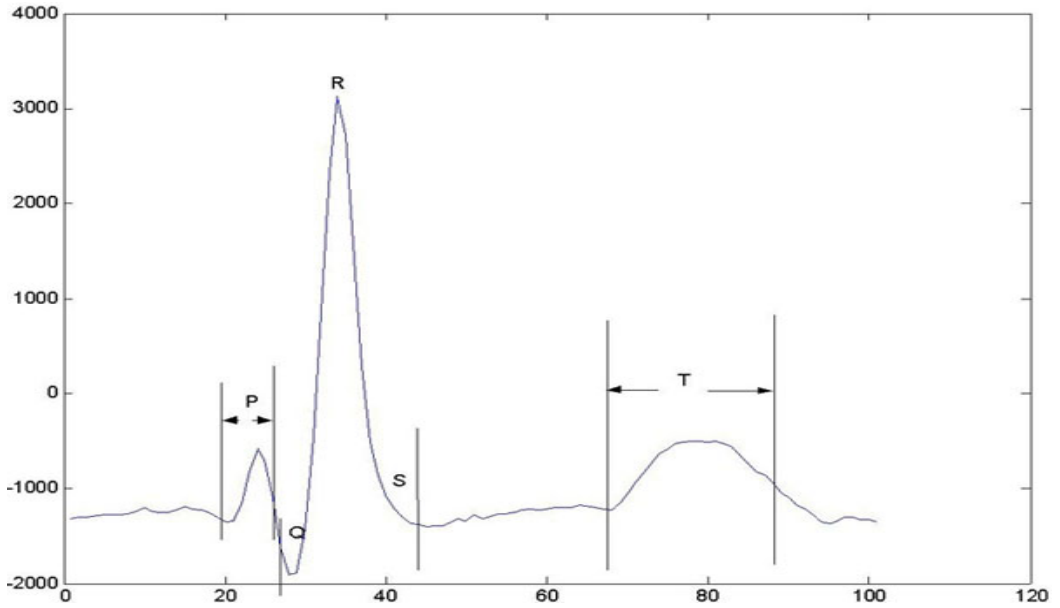
Yukarıda söz edilen durumlar gözönünde tutulduğunda fetusun EKG'sinin elde edilmesinin önem ve gerekliliği açıkça görülmektedir. Erken tanımlanan risk, bebek için hayati önem taşımaktadır.

Ülkemizde yaklaşık 20 kadar merkezde, bir yıl içerisinde ortalama 2000 – 2500 arası doğumsal kalp ameliyatı yapılabilmektedir.

2.2. Elektrokardiyografi Fizyolojisi

Elektrokardiyografi (EKG), kulakçık ve karıncıkların kasılma ve gevşeme evrelerini, kalbin uyarılması ve uyarının iletilmesi sırasında ortaya çıkan elektrisel aktiviteyi milimetrik kağıt üzerine yazdırma temeline dayanan bir muayene yöntemidir. EKG de her kalp atımının karşılığı olan P, Q, R, S, T, U dalgalarından oluşmuş bir kompleks görülür (Sezdi, 2007). Şekil 2.1'de yatay eksen örnekleme sayısını, dikey eksen ise μV cinsinden genliği ifade etmekle birlikte, görülen dalgaların özellikleri aşağıda kısaca açıklanmıştır;

- P dalgası, kulakçıkların (atriumların) kasılması sonucu oluşur.
- PQ aralığı, his demeti iletim zamanını gösterir.
- QRS dalgası, karıncık (ventriküler) kompleksi olarak isimlendirilir ve karıncıkların depolarize olmasıdır.
- T dalgası, repolarize olma durumudur.



Şekil 2.1 EKG Dalgası

2.2.1. Derivasyonlar

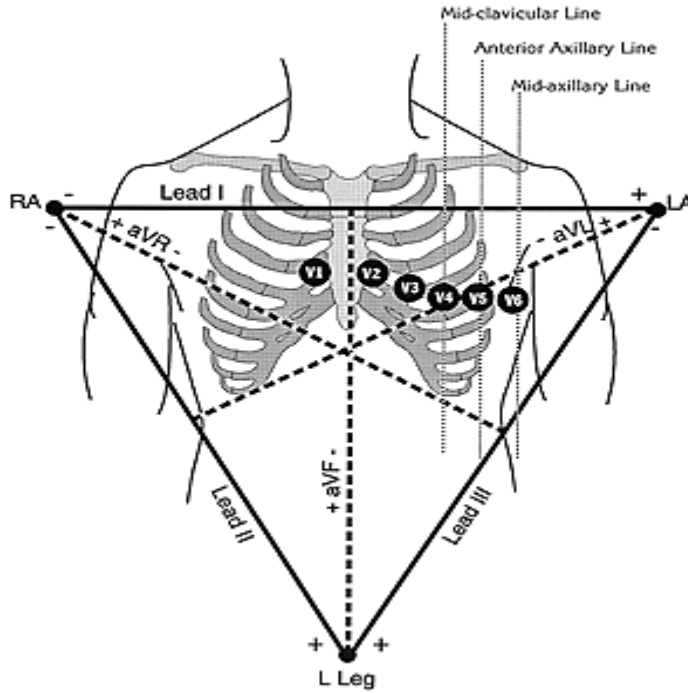
Standart bir EKG çekiminde 12 ayrı elektrod grubu kullanılarak kayıtlar yapılır. Bu elektrod gruplarına derivasyon adı verilir. EKG derivasyonları üç kategoride incelenir:

- Unipolar göğüs derivasyonları (V1-V6)
- Bipolar ekstremité derivasyonları (DI, DII, DIII)
- Unipolar ekstremité derivasyonları (aVR, aVL, aVF)

Unipolar ve bipolar ekstremité derivasyonlarının (toplam 6 derivasyon) her biri kalbi frontal düzlemde farklı açılardan gören eksenlere sahiptir. Ekstremité derivasyonlarındaki dalga büyüklükleri (genlikleri) değerlendirilerek kalpteki depolarizasyon dalgasının hareket yönünün hangi eksene yakın olduğu araştırılır. Bu değerlendirme, kalpteki elektrofizyolojik olayların dinamiğinin anlaşılmasını sağlar. Göğüs

derivasyonları da kalbin yatay kesitte değerlendirilmesini sağlarlar. Dolayısıyla ekstremite ve göğüs derivasyonlarının birarada değerlendirilmesiyle, kalbin elektrofizyolojik olaylarının dinamiği her iki kesitte değerlendirilebilir.

Bir vektörün bulunduğu düzlem içerisindeki iki eksen üzerinde izdüşümlerinin bilinmesi, o vektörün belirlenmesi için yeterlidir. EKG ölçüm tekniğinde frontal düzlemindeki kardiyak vektörünün izdüşümünün belirlenmesi ise birbirleriyle 60° lik açılar yapan üç eksen üzerindeki izdüşümlerinin ölçülmesiyle yapılmaktadır. Bu eksenlerin belirlediği üçgen Einthoven Üçgeni adını alır. Ölçümler, kolay yapılabilmesi bakımından Einthoven üçgeninin köşe noktalarından değil, bu noktalara yakın kol ve bacaklar üzerinde yapılır. Şekil 2.3 de görülen üçgende, Lead I sol kol ve sağ kol arasındaki voltaj farkını, Lead II sol bacak ve sağ kol arasındaki voltaj farkını, Lead III ise sol bacak ve sağ kol arasındaki voltaj farkını ölçer. Bipolar Ekstremit Standart Göğüs Derivasyonlara DI, DII, DIII adı verilir. Eğer elektrodlardan üçü eşit dirençler üzerinden birbirine bağlanır ve bu nokta ile üçüncü elektrod arasında ölçüm yapılırsa, bu derivasyon Unipolar Ekstremit Derivasyon, ölçümler de aVR, aVL ve aVF olarak isimlendirilir.

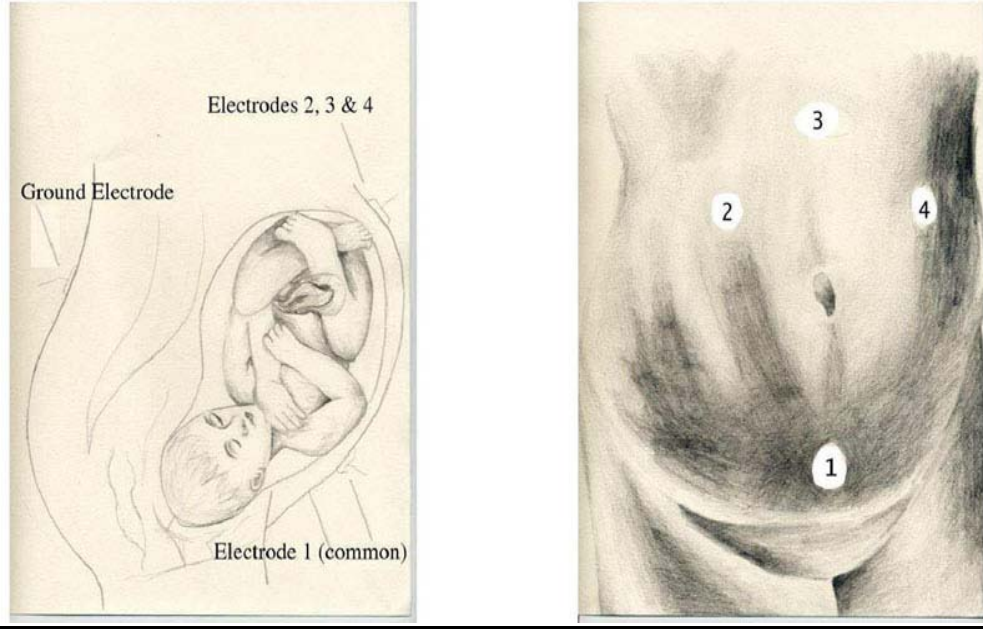


Şekil 2.2 EKG derivasyonları

2.3. Fetal EKG Veri Kaydı Elde Etme

Fetal EKG veri kaydı elde edebilmek için algılayıcı elektrotlar anne karnına yerleştirilir. Dolayısıyla alınmak istenen EKG ölçümleri, annenin fetusa göre daha kuvvetli EKG işaretleri ve kas gürültüleri ile bozulmaya uğrar. Annenin göğsüne yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla da anneye ait EKG ölçümleri saptanır. Uygulanan çeşitli ayrıştırma ve filtreleme yöntemleriyle karından alınan EKG işaretlerinden fetusun EKGsi tespit edilir. Şekil 2.3’de 3 kanallı fetal EKG elde etmek amacıyla yerleştirilen 5 standart elektrot pozisyonu görülmektedir. 2, 3 ve 4 numaralı elektrotlar anne karnının üst bölümüne ve fetusun üzerine denk gelecek şekilde yerleştirilirken 1 numaralı elektrot, karnın alt bölümüne yerleştirilmiş

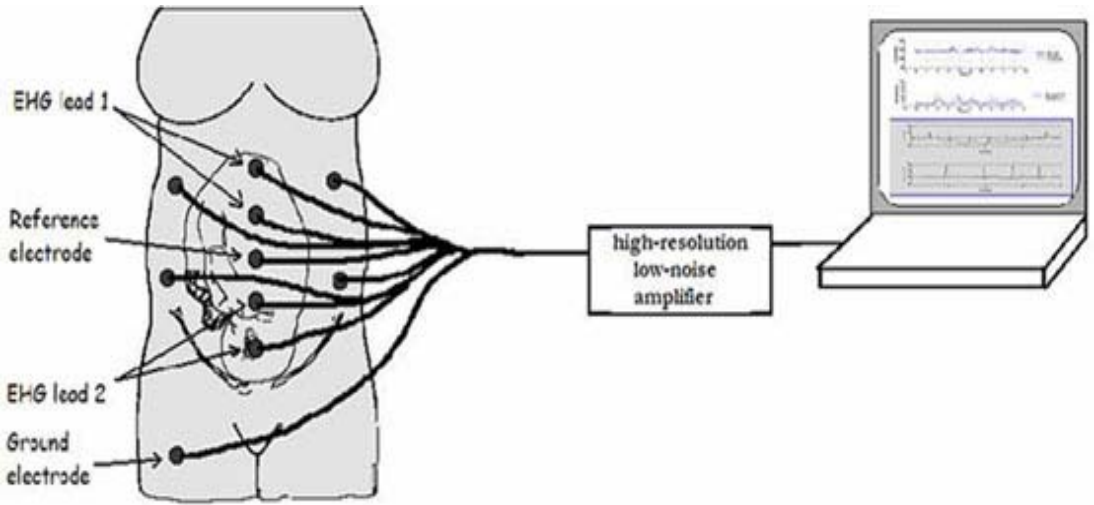
topraklamayı sağlayan elektrot da annenin belinin alt kısmına yerleştirilmiştir.



Şekil 2.3 EKG elektrotlarının anne karnı üzerindeki pozisyonları

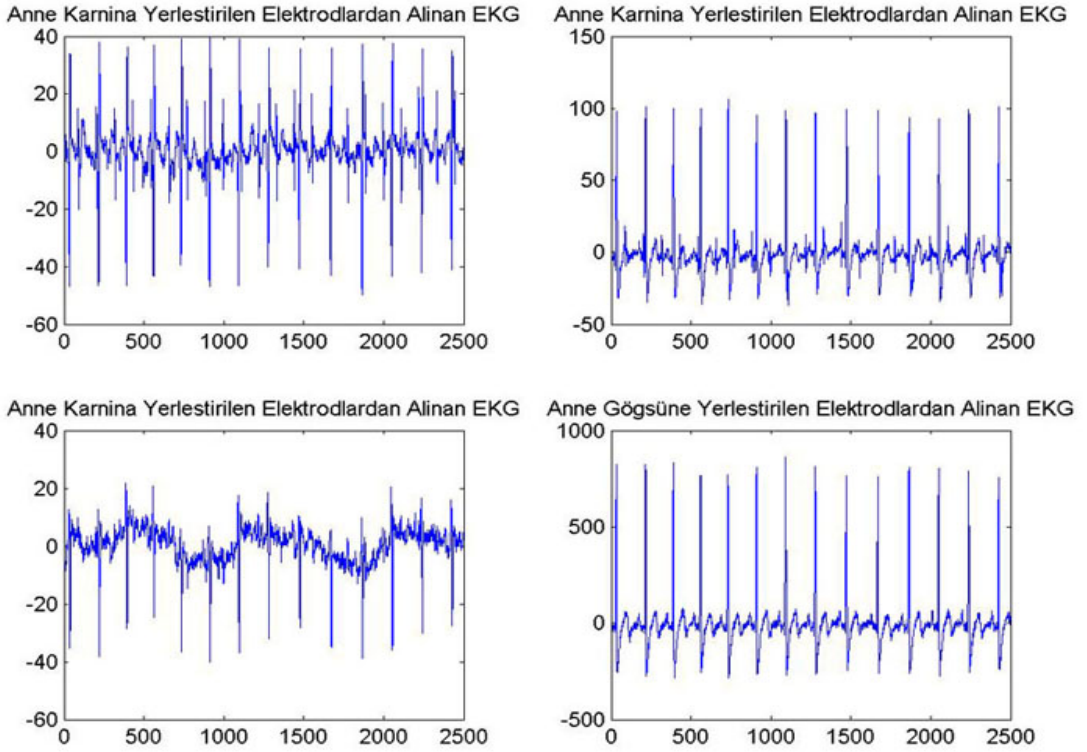
Elektrotların yerleştirilmesinden sonraki adım, alınacak EKG kayıtlarının bilgisayar ortamına sayısal değerlerle aktarılmasıdır. Bu işlemde, alınacak sayısal kayıtların algoritma içinde kullanmaya uygun bir formatta olması gereklidir. EKG işaretlerinin işlenmesiyle ilgili değişik program ve uygulamalar bulunmakla birlikte en çok kullanılan MATLAB'dir. Adını 'Matrix Laboratory' kelimelerinden alan MATLAB, kullanım kolaylığı, esnekliği ve fonksiyonel oluşu ile mühendislik alanındaki araştırma ve geliştirme çalışmalarında önemli yer tutmaktadır. Bu programda kullanılmak üzere alınan veri kayıtlarının .DAT formatlı olması tercih edilmektedir. Bununla birlikte farklı formatta alınan kayıtlar, çeşitli dönüştürme programlarıyla kullanıma uygun formata çevrilebilmektedir.

Şekil 2.4’de EKG cihazından alınan kayıtların bilgisayar ortamına aktarım işlemi gösterilmektedir. Bu uygulamada, kayıtlar bilgisayara aktarılmadan önce işaretin güçlendirilmesi amacıyla yüksek çözünürlüklü, düşük gürültülü yükselteç kullanılmıştır.



Şekil 2.4 Anne karnından alınan EKG kaydının bilgisayara aktarımı

Tez çalışmamızda, internet üzerindeki DAISY (Database for the Identification of Systems) veritabanından almış olduğumuz, hamile bayana ait EKG kaydını kullandık. Toplam 9 kanallı olan bu kaydın 1, 2, 3, 4, ve 5 numaralı kanalları anne karnından, 6, 7 ve 8 numaralı kanalları ise anne göğsünden alınmıştır. 9. kanal zaman bilgisi taşımaktadır. Şekil 2.5 da alınan EKG kaydında gürültü etkisinin en az olduğu kanallar gösterilmektedir. Yatay eksen örnekleme sayısını, dikey eksen bağıl genliği ifade etmektedir.



Şekil 2.5 Hamile bayandan alınan EKG Kayıtları

2.4. Karışım İşaretinden Fetal EKG Çıkartımı

2.4.1. Karışımındaki işaretlerin ayrıştırılması

Anne karnı üzerinden, örselemesiz yöntemle alınan EKG işaretleri birden fazla işaret içerir. Bu işaret karışımında, fetal ve anneye ait işaretlerin yanısıra gürültü de bulunmaktadır. Fetal EKG'nin elde edilebilmesi için karışımındaki işaretlere çeşitli ayrıştırma veya filtreleme yöntemleri uygulanır. Yapılan çalışmalar göz önünde tutulduğunda ayrıştırma işleminin filtrelemeye göre üstünlük gösterdiği görülmüştür.

Widrow ve Stearns (1985) çalışmalarında anneye ait işaretleri gürültü olarak ele almış ve doğrusal uyarlanabilir filtre aracılığıyla, bu gürültüyü karışımından temizleyerek fetal EKG elde etmişlerdir.

Daha sonraki çalışmalarda, karışım işareti filtrelenerek fetal EKG çıkartımı üzerine değişik algoritmalar geliştirilmiş fakat zamanla bu yöntemin bazı sakıncalar içerdiği gözlenmiştir. Bunlardan biri, işaretlerin ölçümü için çok fazla sayıda elektrot ihtiyacı duyulması, diğeri ise ortamda bulunan gürültüdür. Gürültünün yüksek ve sayıca fazla olması durumunda bastırılması gereken işaret sayısı artmakta ve bu da yöntemin başarısını düşürmektedir.

Filtreleme yönteminin başarısının düşük olması, araştırmacıları farklı arayışlara sürüklemiş ve karışımındaki işaretleri tek tek ayırtıran yöntemler üzerine yoğunlaşmıştır. Son yıllarda kullanım alanı oldukça artmış olan Kör Kaynak Ayırıştırması (Blind Source Separation) yönteminden, biyomedikal uygulamalarda olumlu sonuçlar alındığı gözlenmiştir. Dolayısıyla fetal EKG çıkartımı amaçlı çalışmalar için çoğunlukla bu yöntem tercih edilmektedir.

Kör Kaynak Ayırıştırması yöntemi temel olarak üç farklı yaklaşımla geliştirilmiştir:

- İşaretlerin normal dağılım özelliği üzerine geliştirilen İzdüşüm Tabanlı Yaklaşım,
- İşaretlerin karmaşıklık özelliği üzerine geliştirilen Karmaşıklık Tabanlı Yaklaşım
- İşaretlerin bağımsızlığını temel alan Bağımsız Bileşenler Analizi.

Her üç yaklaşımdan da fetal EKG çıkartımında olumlu sonuç alınmakla birlikte kullanım kolaylığı ve algortimalarındaki esneklik sebebiyle Bağımsız Bileşenler Analizi en çok tercih edilen yöntemdir.

2.4.2. Karışımındaki işaretlerin gürültüden arındırılması

Fetal EKG çıkartımında, işaretlerin karışmasının yanısıra karşılaşılan diğer bir sorun gürültüdür. Bu gürültü, kaslardan, damarlardaki kan akışından veya karın bölgesine yakın diğer organlardan kaynaklanmaktadır. Ayırıştırma işlemi öncesi veya sonrası uygulanan gürültü arındırma işlemi, fetal EKG çıkartımında en iyi sonuca ulaşabilmeyi sağlar. Yapılan araştırmalar sonucu, bu işlem için en uygun gürültü arındırma yönteminin Dalgacık Dönüşümü Tabanlı yöntem olduğu tespit edilmiştir.

Vigneron ve arkadaşları (2003) çalışmalarında ayırıştırma işlemi sonrası elde edilen işarete Dalgacık Dönüşümü Tabanlı gürültü arındırma yöntemi uygulamışlardır. Elde ettikleri sonuca göre fetal EKG'nin oldukça net bir şekilde gözlenebilmesi mümkün olmuştur. Benzer bir çalışmayı Mochimaru ve arkadaşları (2004) gerçekleştirmiştir. Bu çalışmada, diğerinden farklı olarak Dalgacık Dönüşümü Tabanlı gürültü arındırma işlemi, ayırıştırma işleminden önce uygulanmıştır. Sekiz kanallı EKG kaydı üzerinde yapılmış olan bu çalışmada fetal EKG çıkartımı başarıyla sonuçlanmıştır.

Bu bilgiler bağlamında, tez çalışmamızda, yapay karışım oluşturmuş olan EKG işaretleri Dalgacık Dönüşümü Tabanlı yöntemle gürültüden temizlenmiş ve böylece ayırıştırma işlemi sonrasındaki işaretin giren işaretle arasındaki karesel hata ortalamasının düştüğü gözlenmiştir. Çalışmamızın ikinci aşamasında aynı yöntem, gerçek veri kaydı üzerinde de uygulanmıştır.

Dalgacık Dönüşümü Tabanlı yöntemle gürültü arındırmada en önemli kriter parametrelerin atanmasıdır. Bu parametreler, uygun dalgacık fonksiyonu ve eşikleme türü olarak ifade edilir.

2.4.3. Fetal EKG'nin karakteristik özellikleri

Fetal EKGnin yapısı yetişkin EKGsi ile benzerlik gösterir. Ayırıştırılma işlemi sonrasında çıkartılan EKG işaretlerinin anneye ait veya fetal olduğunu saptanması için ağırlıklı olarak görsel yaklaşım yöntemi kullanılmaktadır (Martinez et. al., 2001). Fetal EKG çıkartımı için iki önemli karakteristiğin gözlenmesi gerekmektedir. Bunlar;

Fetal kalp atışı; Fetal kalp atışı, anneye ait kalp atışından yaklaşık olarak 1.5 kat hızlıdır. Dolayısıyla birim zamanda fetal QRS kompleksi anneye ait kompleksine oranla 1.5 kere fazla gözlemlenebilir. Kısaca, fetal kalp atışının hızına bağlı olarak dalgaların süresinde sıklık görülmektedir.

Dalgaların genlikleri; Fetal EKG işaretlerinin genliği anneye ait EKGye göre daha düşüktür.

Fetal EKG çıkartımında karşılaşılan en büyük sorun P- ve T- dalgalarının gözlenememesidir. Genellikle R- dalgası ve QRS kompleksi kolaylıkla gözlenmektedir. Dolayısıyla üzerinde çalışılan algoritmaların bu unsur göz önünde bulundurularak geliştirilmesi sözkonusudur.

3. KÖR KAYNAK AYRIŞTIRMASI YÖNTEMLERİ

Birden fazla işaretin varlığı durumunda oluşan işaret karışımlarının ayrıştırılarak işaret kaynaklarının tespit edilmesinde başarılı sonuçlar veren Kör Kaynak Ayrıştırması (Blind Source Separation) yöntemlerinde temel olarak üç etken incelenmektedir. İzdüşüm Tabanlı yöntemde işaretlerin normal dağılım özelliği ele alınırken Bağımsız Bileşenler Analizinde işaretlerin bağımsızlığı, Karmaşıklık Tabanlı yöntemde ise karmaşıklık ve öngörü üzerinde durulmaktadır.

3.1. İzdüşüm Tabanlı Yöntem

İşaret karışımlarında, farklı işaretlerin olasılık yoğunluk fonksiyonları normal dağılımlı olmamasına rağmen bu işaretlerin oluşturduğu karışımların olasılık yoğunluk fonksiyonları normal dağılıma sahiptir. İzdüşüm Tabanlı yöntemde amaç, karışımda bulunan işaretlerden en az normal dağılım özelliği göstereni saptamaktır. Bu yöntemde, karışımdaki işaret sayısı gözardı edilerek en yüksek sivrilik değeri ve dolayısıyla en az normal dağılım özelliğine yoğunlaşıldığı için ayrıştırma sonucunda sadece bir çıkış işareti, kaynak olarak tespit edilir.

3.1.1. Normal Dağılım

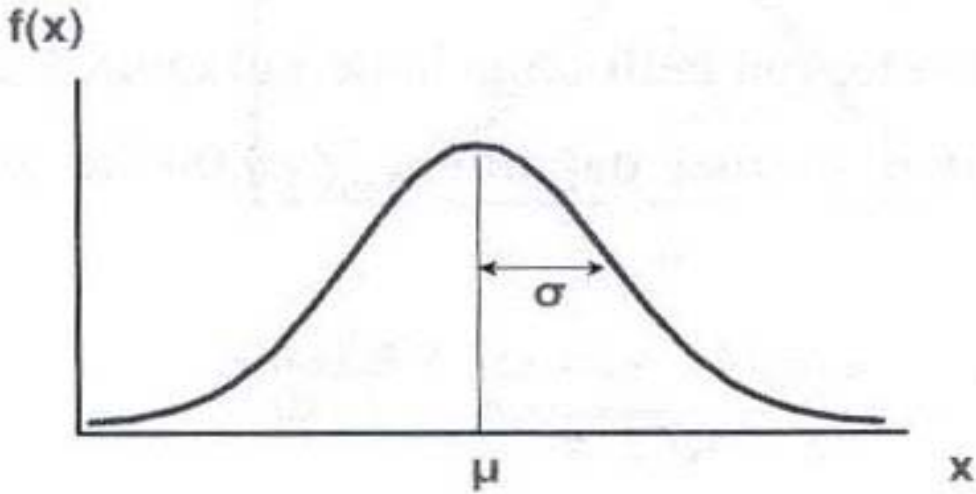
Olasılık yoğunluk fonksiyonlarından biri olan normal dağılım, istatistikte çok sık kullanılmaktadır(Cula ve Muluk, 2006). Sürekli rastlantı değişkeni olarak tanımlanan X 'in olasılık yoğunluk fonksiyonu normal dağılım gösteriyorsa, aşağıda belirtilen özelliklere sahiptir.

- 1- Tek tepeli bir dağılımdır.
- 2- Ortalamasına göre simetriktir.
- 3- Ortalama, ortanca ve tepe değerleri birbirine eşittir.
- 4- X rastlantı değişkeni $-\infty$ ile $+\infty$ arasında değerler alır.

Normal dağılımın olasılık yoğunluk fonksiyonu denklem 3.1 de verilmiştir.

$$f(X) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}, \quad -\infty < x < \infty \quad (3.1)$$

Bu eşitlikte, μ = Kitlenin ortalaması, σ = Kitlenin standart sapmasını ifade etmektedir. Ayrıca $e \approx 2.76183$ olarak alınmıştır. Şekil 3.1 de normal dağılımın grafiği gösterilmektedir.



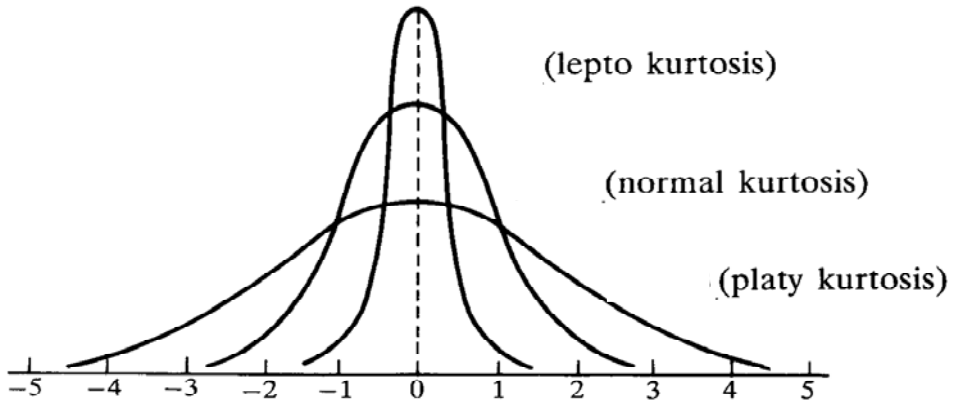
Şekil 3.1 Normal dağılım grafiği

3.1.2. Normal dağılım tespitinde kullanılan kriterler

3.1.2.1 Sivrilik (Kurtosis)

Sivrilik değeri, normal dağılımdaki keskinliğin veya düzlüğün ölçüsüdür. Bu ölçüyü belirlemede, olasılık yoğunluk fonksiyon grafiğinin

merkezine yakın yerde düzlük (yassılık) derecesi kullanılır. Buna bağlı olarak, sivrilik, olasılık yoğunluk fonksiyon dağılımlarının belirleyici önemli faktörlerden biri olarak tanımlanabilir. Karışımında bulunan işaretlerden, sivrilik değeri sıfırdan en uzak olan işaret, normal dağılım özelliği en az olandır. Dolayısıyla bu işaret, İzdüşüm Tabanlı yöntem kriterlerine göre kaynak işaret olarak belirlenir.



Şekil 3.2 Sivrilik katsayısına göre dağılım eğrileri

Denklem 3.2 de görülen K değerine sivrilik katsayısı denir. (Akdeniz, 2002). K sivrilik katsayısının sıfıra eşit olduğu durumlarda eğri, normal dağılımlıdır ve bu durum Meso-kurtosis veya Normal-kurtosis olarak adlandırılır. Bu katsayının sıfırdan küçük olduğu durumlarda, eğri, merkeze yakın yerde normal dağılım eğrisine göre fazla düzdür. Platy-kurtosis olarak adlandırılan bu durumda dağılım, normal ötesi(super-gaussian) özelliği taşımaktadır. Sivrilik katsayısının sıfırdan büyük olduğu durumlarda ise eğri, merkeze yakın yerde normal dağılım eğrisine göre

daha dar ve yüksektir. Lepto-kurtosis olarak adlandırılan bu durumda dağılım normale yakın(sub-gaussian)dır.

$$K = \frac{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\bar{y} - y^t)^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\bar{y} - y^t)^2\right)^2} - 3 \quad (3.2)$$

Yukarıdaki eşitlikte, N örnekleme sayısını, $\bar{y}$ ise y^t 'nin ortalama değerini göstermektedir.

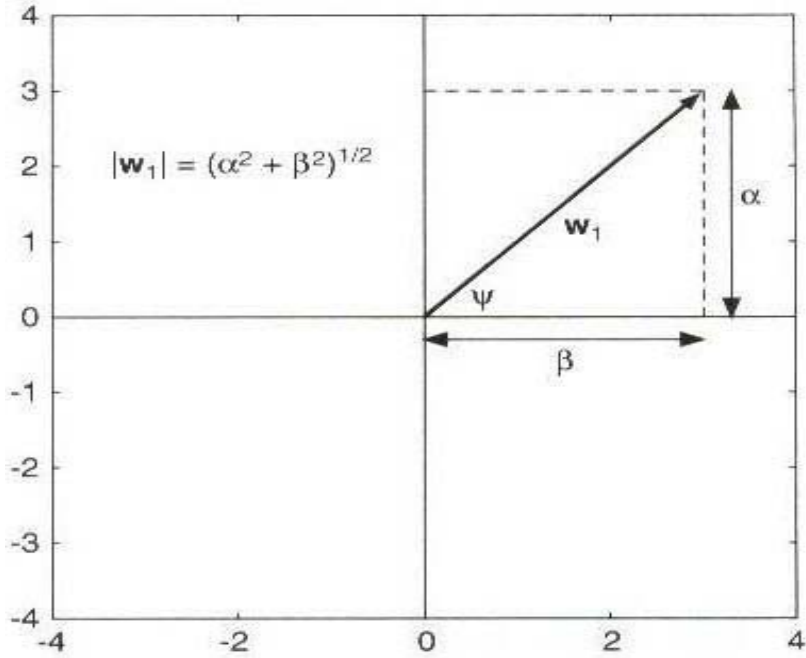
3.1.2.2 Ağırlık vektörü ve sivrilik

Ağırlık vektörünün saptanması, kaynak işaretin çıkartılmasında önemli yer tutmaktadır. Sivrilik değerinin belirlenmesinde göz önünde bulundurulmuş bu faktör, karışımlara bağlı katsayılar yardımıyla tespit edilir. Denklem 3.3 de görülen α , x_1 karışımına bağlı ayırıştırma katsayısını, β ise x_2 karışımına bağlı ayırıştırma katsayısını ifade etmektedir. Bu denkleme göre, S_1 kaynak işareti, uygun ağırlık vektörünün tespitiyle elde edilen ayırıştırma katsayılarına göre saptanır.

$$S_1 = \alpha x_1 + \beta x_2 \quad (3.3)$$

Şekil 3.3 de görülen yatay ve dikey eksenler, x_1 ve x_2 karışım işaretlerinin genliklerini ifade etmektedir. Yukarıda ayırıştırma katsayısı olarak tanımladığımız α ve β , eksenler üzerindeki uzunluk cinsinden hesaplanır. Buna göre, w_1 ağırlık vektörünün uzunluğu, karışım katsayı uzunluğuna bağlı, α ve β nin vektörel toplamı olarak denklem 3.4 de görüldüğü gibi hesaplanır.

$$|w_1| = \sqrt{\alpha^2 + \beta^2} \quad (3.4)$$



Şekil 3.3 Ağırlık vektörünün hesaplanması

Ağırlık vektörünün dönüş yönünün, sivrilik değerini etkilediği ve kaynak işaretin saptanmasında, çıkartılan işaretin sivriliğinin, ağırlık vektörünün, orjin etrafında dönüşüne bağlı olarak değiştiği görülmüştür. Şekil 3.3 de görülen ψ açısı, ağırlık vektörünün dönüş yönünün belirlenmesinde kullanılır. Ağırlık vektörünün dönüş yönüyle saptanan ve en yüksek sivrilik değerine sahip işaret, kaynak işaret olarak belirlenir. Ağırlık vektörünün kaynak işaretlere dik olması durumunda en yüksek sivrilik değeri sağlanmaktadır.

3.2. Karmaşıklık Tabanlı Yöntem

Karmaşıklık Tabanlı Yöntem, diğer Kör Kaynak Ayırıştırması yöntemlerine göre daha az ilgi çekmiş ve dolayısıyla kullanım alanları

kısıtlı kalmıştır. Bunun sebepleri, İzdüşüm Tabanlı Yöntemde temel alınan normal dağılım ve Bağımsız Bileşenler Analizi yönteminde temel alınan bağımsızlık kavramlarının matematiksel tespit ve ölçümlerinin daha kolay olması, bununla birlikte karmaşıklık kavramının formülize edilmesinin zorluğudur.

Karışım işaretlerinin yapısı kaynak işaretlerin yapısından daha karmaşıktır. Örneğin iki EKG işaretinin karışımı kaynak EKG işaretlerinden daha karmaşıktır. Bu yöntemde amaç, karışım içindeki işaretlerden en az karmaşık olan işareti tespit etmektir.

Karmaşıklık Tabanlı Yöntemde, diğer yöntemlerden farklı olarak, karışımında bulunan işaretlerin olasılık yoğunluk fonksiyonları göz önünde tutulmaz. Dolayısıyla farklı olasılık yoğunluk fonksiyon dağılımlarına sahip kaynak işaretlerin oluşturduğu karışımlar ayrıştırılabilir. Bu yöntemin diğer önemli farkı ise işaret yapısının göz ardı edilmemesidir.

3.2.1. Karmaşıklık tespitinde kullanılan kriterler

3.2.1.1 Öngörü (Predictability)

Karmaşıklığın formülize edilmesinde öngörü kavramı kullanılmaktadır. Eğer bir işaretin değerleri bir önceki işaretin değerleriyle öngörülüyorsa bu işaret düşük karmaşıklığa sahiptir. Bu durumun tersinde, yani eğer işaretler rastgeleyse ve bağımlılık sözkonusu değilse o zaman yüksek karmaşıklık vardır(Stone, 2004). Öngörü ile karmaşıklık ters orantılıdır. Öngörünün en yüksek olduğu durumda karmaşıklık en düşük demektir ve bu durum sağlandığında karışımdaki kaynak işaretlerden bir tanesi tespit edilmiş olur.

3.2.1.2 Ağırlık vektörü ve öngörü

Karmaşıklık ölçütü olarak kullanılan işaret öngörüsünün ölçütü, F olarak ifade edilir. Kaynak işaretin tespit edilebilmesi için, F değerini en

yüksek değere ulaştıran ağırlık vektörünün saptanması gerekmektedir. Ağırlık vektörünün belirlenmesi, İzdüşüm Tabanlı yöntemde anlatıldığı şekilde mümkündür. İzdüşüm Tabanlı yöntemde sivrilik değerini en yüksek yapan ağırlık vektörü belirlenirken Karmaşıklık Tabanlı yöntemde öngörü değerinin en yüksek olmasını sağlayan ağırlık vektörü belirlenir.

Öngörü yani F değerinin hesaplanması, denklem 3.5’de gösterilmiştir. Bu denklemdeki ağırlık vektörü w_i , N zaman adımında gözlemlenen $x=(x^1,x^2,...,x^N)$ karışım setinden $y_i=(y_i^1,y_i^2,...,y_i^N)$ çıkartımında kullanılır.

$$F(w_i,x)=\ln \frac{\sum_{t=1}^N (\bar{y}_i - y_i^t)^2}{\sum_{t=1}^N (\tilde{y}_i^t - y_i^t)^2} \quad (3.5)$$

$$=\ln \frac{V_i}{U_i}$$

Yukarıdaki denklemin payında bulunan V_i , çıkartılan işaretlerin varyanslarını ifade etmektedir. Bu değer sabit olduğu durumlarda işaretlerin öngörüsü zorlaşmaktadır. Paydada bulunan U_i , çıkartılan işaretlerin yumuşaklığını(smooth) ifade etmektedir ve sert işaretler için yüksek değere sahip olmakla birlikte yumuşak işaretler için de düşük değerlere sahiptir.

Karmaşıklık tabanlı yöntemde, F değerini en yükseğe çeken ağırlık vektörü birim vektör ve uzunluğu da 1 olarak kabul edilmiştir. Bu kabullenim, karmaşıklık değerinin en düşüğe çekilmesini sağlamakla birlikte çıkartılan işaretin yapısında herhangi bir olumsuz etki yaratmamaktadır. Buna göre, karmaşıklık değerinin en düşük değeri denklem 3.6’da görüldüğü gibi belirlenebilir.

$$F = \ln \sum_{t=1}^N (\tilde{y}_i^t - y_i^t)^2 \quad (3.6)$$

Karmaşıklık değerini en düşüğe çeken ağırlık vektörünün, denklem 3.8’de görülen U_i yani işaret sertliğini belirleyen değeri de en düşüğe çektiği belirlenmiştir.

$$U_i = \sum_{t=1}^N (\tilde{y}_i^t - y_i^t)^2 \quad (3.7)$$

Buna bağlı olarak, U_i ile ağırlık vektörünün birbirini etkileyen değerler olduğu ve U_i değerinin en düşüğe çekilmesinin ağırlık vektörünün saptanmasında yardımcı olduğu söylenebilir

3.3. Bağımsız Bileşenler Analizi (BBA)

Kör Kaynak Ayırıştırmasına bağımsızlık tabanlı stratejiyle yaklaşan Bağımsız Bileşenler Analizi (Independent Component Analysis, ICA) yönteminde temel amaç, karışımdaki işaretlerin bağımsızlık oranlarının istatistiksel olarak hesaplanması ve bu hesaplama göre karışım içinde bulunan işaretlerin ayrıştırılmasıdır. Burada sözü geçen bağımsızlık, iki veya daha fazla değişkenin birbirleri hakkında bilgi içermemesi şeklinde ifade edilebilir. Örneğin, birgün içerisinde trafikte kırmızı ışığa denk gelme sayımız o günün televizyon programını tahmin etmemize yardımcı olmaz. İki farklı değişken olan, kırmızı ışık ve televizyon programı birbirinden tamamen bağımsızdır.

Bağımsız Bileşenler Analizi, genel hatlarıyla İzdüşüm Tabanlı yöntemle benzerlik gösterir. Bu yöntemde de karışımdaki işaretlerin olasılık yoğunluk fonksiyonlarının normal dağılım ölçüsü ön plandadır. Kaynak işaretler, normal dağılımlara göre hesaplanan istatistiksel bağımsızlık oranlarıyla tespit edilir. Bunun için normal dağılım özelliğine en az sahip

işaretleri belirlemek gerekmektedir. İzdüşüm Tabanlı yöntemden farkı, karışımda bulunan tüm işaretlerin ayrı bileşenler olarak tespit edilmesidir. Yani bu yöntemde tüm kaynak işaretler karışımdan ayrıştırılarak çıkartılır.

3.3.1. Kokteyl partisi problemi

Bağımsız Bileşenler Analizi yönteminin anlatımı kokteyl partisi problemiyle ifade edilebilir. Kokteyl partisi probleminde, aynı ortamda bulunan birden çok kişinin seslerinin ayırte edilmesi amaçlanmaktadır. Kalabalık bir ortamda, üç farklı kişiden yayılan konuşma bir karışım oluşturmaktadır. Bu konuşma karışımındaki her sesin kaynağı, ayrıştırılması gereken ve birbirlerinden tamamen bağımsız bileşenler olarak tanımlanarak karışımdan çıkartılmaya çalışılır. Şekil 3.4’de temsili bir kokteyl partisi problemi görünmektedir. Burada ‘S’ ler kaynak işaretleri, ‘a’ lar ise karışım katsayılarını ifade etmektedir. Karışım katsayılarının belirlenmesinde, konuşan kişilerin ses yüksekliği, mikrofona uzaklığı gibi faktörler etkilidir. Ayrıca ortamda bulunan gürültü de hesaba katılması gereken önemli bir unsur olarak yer almaktadır. Örneğimizde, kalabalık grup, müzikli bir ortamda görölmektedir. Dolayısıyla müzik, tespit edilmesi istenen kaynak işaretler üzerinde etkisi olan ve ayrıştırma işleminde göz önünde tutulması gereken gürültü niteliğindedir.



Şekil 3.4 Kokteyl partisi problemi

3.3.2. Bağımsız Bileşenler Analizinin matematiksel ifadesi

Temel olarak m adet ölçülmüş verinin, ' t ' zamanda ' x ' ölçümleri denklem 3.8'de görülmektedir. Burada ' x ' ler karışımları ifade etmektedir.

$$x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)] \quad (3.8)$$

Tespit edilmesi beklenen ' n ' adet ' S ' kaynakların denklemi 3.9'dedir;

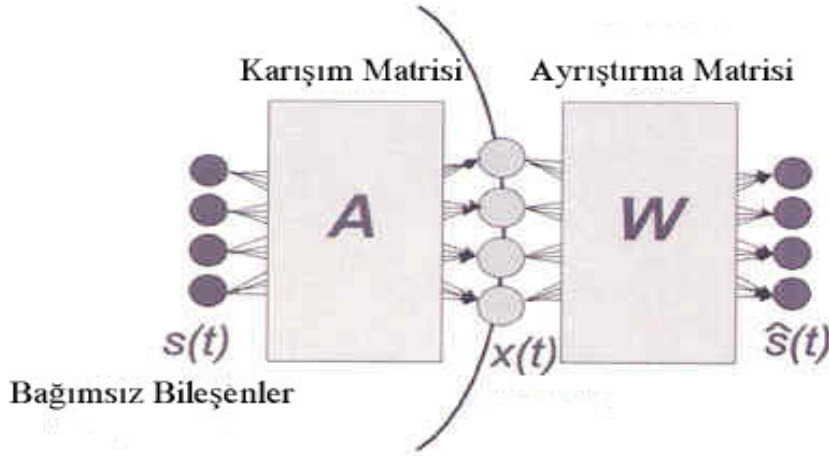
$$S(t) = [S_1(t), S_2(t), \dots, S_n(t)] \quad (3.9)$$

$$x(t) = A S(t) \quad (n \leq m) \quad (3.10)$$

Karışımların kaynaklar cinsinden ifadesi denklem 3.10'da görülmektedir. Buradaki A matrisi karışım matrisi olarak adlandırılmaktadır. Ağırlık vektörleriyle belirlenen karışım katsayılarını içeren bu matris, algoritmalarda hesaplama kolaylığı sağlaması açısından kare matris olarak kabul edilir. Kaynakların tahmini için, yukarıdaki denklemin kaynak tespiti yönünde ifade edilmesi gerekmektedir. Bu amaçla, denklem 3.11'de görüldüğü üzere A matrisinin tersi özelliği taşıyan bir W matrisi saptanır.

$$\hat{S}(t) = Wx(t) \quad (3.11)$$

Karışım işaretlerinden kaynak işaret tespiti edilmesi Hesse (2004) tarafından şekil 3.5 de görüldüğü gibi şematize edilmiştir. Bu şekilde anlatılmak istenen, $s(t)$ kaynak işaretlerinin A karışım matrisiyle $x(t)$ karışımlarını oluşturması ve daha sonra A matrisinin tersi özelliğindeki W matrisiyle kaynak işaretlerinin tespitinin yapılmasıdır. Bu işlem yapay karışımlar için uygulanmaktadır. Gerçek karışım işaretlerin ayrıştırılması için W ayrıştırma matrisinin elde edilmesi, işaretlerin istatistiksel bağımsızlık oranlarının belirlenmesiyle mümkündür.



Şekil 3.5 Bağımsız bileşenler analizi

3.3.3. Bağımsız Bileşenler Analizi Algoritmaları

Bağımsız Bileşenler Analizi yöntemi, başta biyomedikal olmak üzere, finans, bilişim gibi oldukça geniş uygulama alanlarına sahiptir. Birbirinden oldukça farklı olan bu uygulama alanları için değişik algoritmalar geliştirilmiştir. Yapılan araştırmalarda biyomedikal işaretler için en uygun olanların JADE Algoritması, Infomax Algoritması ve Sabit Nokta algoritmasının olduğu tespit edilmiştir.

3.3.3.1 Sabit Nokta Algoritması

Sabit Nokta Algoritması, tek nokta iterasyonu prensibine dayandırılarak geliştirilmiş bir algoritmadır. Matlab üzerine uyarlanan FastICA araç kutusu yardımıyla kullanımı oldukça pratikleştirilmiştir. FastICA, Bağımsız Bileşenler Analizi yönteminin, İzdüşüm Tabanlı Yöntem temelleriyle desteklenmesiyle geliştirilmiştir. Bu algoritmanın tek sakıncası çok kanallı veri girişinde çıkış kanallarının her çalıştırmada farklı

olmasıdır. Örnek olarak elimizde 3 kanallı veri olduğunu kabul edelim, fastICA algoritmasıyla ayrıştırılması gereken bu verinin çıktısındaki kanallar her seferinde farklı kanal numarası olarak gözlemlenmektedir. Bu duruma, algoritmanın içinde bulunan ve rastgele atanan ayrıştırma matrisinin sebep olduğu düşünülmektedir.

3.3.3.2 Infomax Algoritması

‘Information maximisation’ kelimelerinin kısaltılarak birleştirilmesinden adını alan bu algoritma Bell ve Sejnowski (1995) tarafından geliştirilmiştir. Yöntemin geliştirilme mantığı sinir ağları arasında geçen bilginin adaptif öğrenme algoritmasıyla en yüksek değere ulaştırılmasına dayanmaktadır. Sinir ağları üzerinde yapılan çalışmalarında Bağımsız Bileşenler Analizini temel alarak girdideki bağımsız bileşenlerin ayrıştırılabileceği sonucuna ulaşılmıştır. Üzerinde durulan temel fikir kısaca, ‘bir sinir işlemcisinin çıktılarının ortak entropilerinin en yüksek değere çekilmesi, çıktıların arasındaki bilgiyi en düşük değere çeker’ şeklinde ifade edilebilir.

Entropi, dağılımın düzenini ifade etmektedir. Tamamen düzenli bir dağılıma sahip olan dağılım fonksiyonları en yüksek entropiye sahiptir. İşaret karışımlarında, entropiyi en yüksek değere ulaştıran ayrıştırma matrisinin bulunması bağımsız bileşenlerin saptanmasını sağlar.

3.3.3.3 JADE Algoritması

JADE kelimesi, Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices kelimelerinin kısaltılması olarak kullanılmaktadır. Bu algoritma, infomax ve sabit nokta algoritmalarından oldukça farklı bir yaklaşıma sahiptir. Diğer iki algoritmada girdi verisinin belirli transformu optimize edilirken JADE algoritmasında veri hakkındaki belirli bir istatistik seti optimize edilmektedir. Biyolojik işaretler, normal dağılımlı olmayan karakterde olduğundan dolayı düşük dereceli istatistikler yetersiz

kalmaktadır. Bu yüzden, yüksek dereceli istatistikler (kümülanlar) tanımlanmıştır. JADE algoritması, ikinci ve dördüncü dereceden kümülanlar kullanmaktadır. İkinci derece kümülanı verinin ilişkili(korele) olmama durumunun sağlanması için kullanılır. Yüksek dereceli kümülanlar işaretin doğrusal olup olmadığı hakkında bilgi vermektedirler.

JADE algoritmasının temel başlangıç noktası, Kör Kaynak Ayırıştırması algoritmalarının bağımsız bileşenlerinin dağılımının tahminine dayanmasıdır. Cardoso (1995) dağılım tahmininde verinin kümülan yaklaşımlarının optimize edilmesini kullanmıştır. Çalışmalarında ikinci ve dördüncü dereceden çapraz-kümülanlar üzerinde durmuştur. Bu yönüyle diğer algoritmalarından ayrılmaktadır çünkü diğer algoritmalarda varyans, sivrilik gibi ikinci ve dördüncü dereceden oto-kümülanlar kullanılmaktadır. Çapraz-kümülanların üstünlüğü, azalan gradyan gerektirmemesi sebebiyle yakınsaklık sorunları olmamasıdır. Bu durumun en önemli etkisi algoritmada iyi performans sonucunu almak için parametre ayarı gerekmemesidir (Li et.al 2000). Denklem 3.12’de kümülan eşitliği verilmektedir.

$$[Q^X(M)]_{ij} = \sum_{k=j=1}^n Cum(X_i, X_j, X_k, X_l) M_{kl} \quad (3.12)$$

Bu eşitlikte M , $n*n$ boyutlu matrisi, X ise $n*I$ boyutlu rastgele matrisi ifade etmektedir.

Verinin mümkün olduğunca bağımsız olmasının sağlanması için kümülan matrislerin köşegenleştirilmesi gerekmektedir. Kümülanlardaki köşegenleşmeyi sağlayan matris, karışım verisindeki bileşenleri ayırıştıran ayırıştırma matrisi olarak adlandırılır. Kümülan matrislerin köşegen olmasını sağlayan bu matris, denklem 3.12’de görülen eşitliğe göre JADE zıtlık fonksiyonu (contrast function) adı altında tespit edilir. Bu fonksiyon,

dördüncü dereceden kümülan matrislerin karesel toplamıdır. Denklem 3.13’de fonksiyonun matematiksel ifadesi görülmektedir.

$$\varphi^{JADE}(\mathbf{Y}) = \sum_{ijkl \neq ijkl} (Q_{ijkl})^2 \quad (3.13)$$

JADE zıtlık fonksiyonu, çapraz kümülanlar arasındaki ortak bilginin ölçümünü ifade eder. Kümülanların köşegenleştirilmesi bağımsızlığı sağladığından dolayı köşegenleşmeyi sağlayan matris ayrıştırma matrisi olarak adlandırılır. Dolayısıyla JADE algortimasında asıl amaç, köşegenleşmeyi sağlayan ayrıştırma matrisinin tespit edilmesidir.

4. DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ TEORİSİ

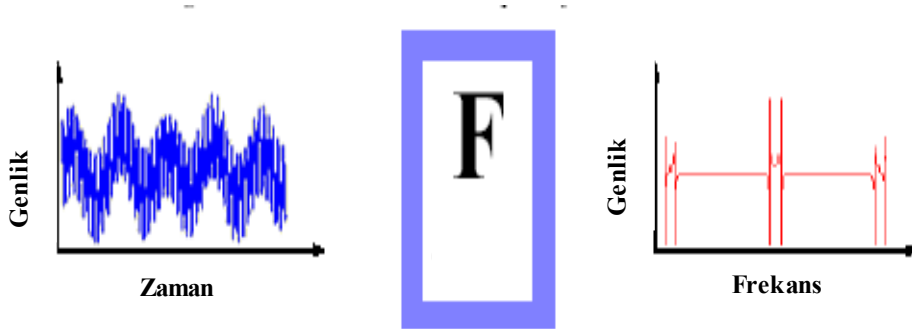
4.1. Dalgacık Dönüşümünün Matematiksel Tanımı

Dalgacık dönüşümünün temeli, Joseph Fourier'un 19. yüzyıldaki çalışmalarına dayanmaktadır. Fourier'ın frekans analizine dayandırdığı teorisi, dalgacık dönüşümünün ortaya atılmasında etkili olmuştur. Frekans tabanlı analizin, gürültüye karşı yüksek hassasiyet göstermesi, araştırmacıların ilgisini yeni arayışlara yöneltmiştir. Bu arayışlar içinde, gürültüye en az hassasiyet gösteren yöntemin ölçek tabanlı yöntem olduğu belirlenmiş ve araştırmalar bu yönde yoğunlaştırılmıştır.

Dalgacık olarak bahsedebileceğimiz kayıtlı ilk ifade 1909'da Alfred Haar'ın tezinde görülmektedir. Dalgacıkların şimdiki teorik şekli, Jean Morlet ve Marsilya Teorik Fizik Merkezindeki ekip tarafından oluşturulmuştur.

Dalgacık analizi yöntemi esas olarak Y. Meyer ve arkadaşları tarafından geliştirilmiştir. Temel algoritma, Stephane Mallat'ın 1988'deki çalışmalarına dayanmaktadır. Bundan sonra, dalgacık üzerindeki araştırmalar uluslararası hale gelmiştir. Bu konudaki tanınmış araştırmacılar; Ingrid Daubechies, Ronald Coifman ve Victor Wickerhauser olarak sayılabilir.

İşaret analizinde en çok kullanılan ve bilinen yöntem olan Fourier analizi ile işaret farklı frekanslardaki sinüslere ayrıştırılır. Diğer bir açıdan bakıldığında, Fourier analizi zaman ortamındaki işareti frekans ortamına dönüştüren matematiksel bir yöntemdir.

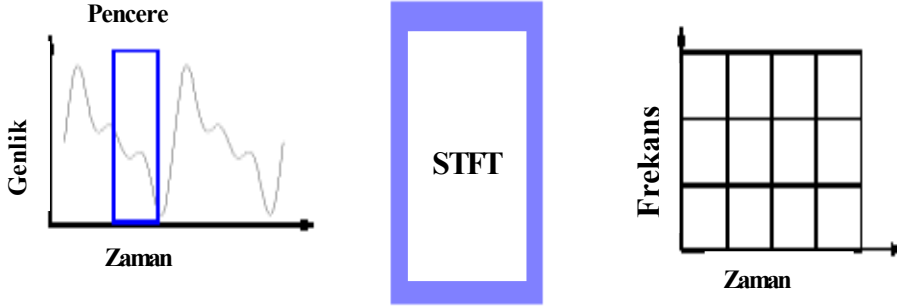


Şekil 4.1 Fourier Dönüşümü.

Birçok işaret için Fourier analizi oldukça kullanışlıdır. Ancak, bu analizin ciddi bir sakıncası vardır. Frekans ortamına dönüştürmek ile zaman bilgisi kaybolur. İşarete Fourier dönüşümü ile baktığımızda olayın ne zaman gerçekleştiğini söylememiz imkansızdır.

Eğer işaretin özelliği zamanla değişmiyorsa, yani işaret durağan (stationary) ise bu sakınca önemli değildir. Ancak, birçok işaret durağan olmayan ve keskin geçişlerin olduğu karakterdedir. Ani geçişler ve olayın başlangıç-bitiş yerleri işaret için en önemli bilgileri içermektedir ve Fourier analizi bunları algılamak için uygun değildir.

Dennis Gabor (1946), işareti küçük parçalara ayırıp (pencereleme yöntemi ile bölütlerine ayırmak) inceleyerek Fourier dönüşümünün eksikliğini gidermeye çalışmıştır. Bu yöntem, Kısa-Zaman Fourier Dönüşümü (STFT: Short-Time Fourier Transform) denir ve işareti zaman ve frekans ortamında inceler.



Şekil 4.2 Kısa Zaman Fourier Dönüşümü.

Bu yöntem, bir olayın ne zaman ve hangi frekansta olduğu hakkında bilgi verir. Ancak, bu yöntemin sakıncası; zaman ortamındaki pencerenin boyutu değiştirilirken frekans ortamındaki pencerenin sabit kalmasıdır. Birçok işaret için daha esnek bir yaklaşım gerekmektedir. Dolayısıyla, pencere boyutu zaman veya frekans ortamında değişmelidir.

Dalgacık analizi ile pencerelerin boyutu bölgelere göre değişir. Düşük frekans bilgilerine ulaşmak istediğimizde uzun zaman aralığı seçerken yüksek frekans bilgilerine ulaşmak istendiğinde de kısa zaman aralıkları seçilir.



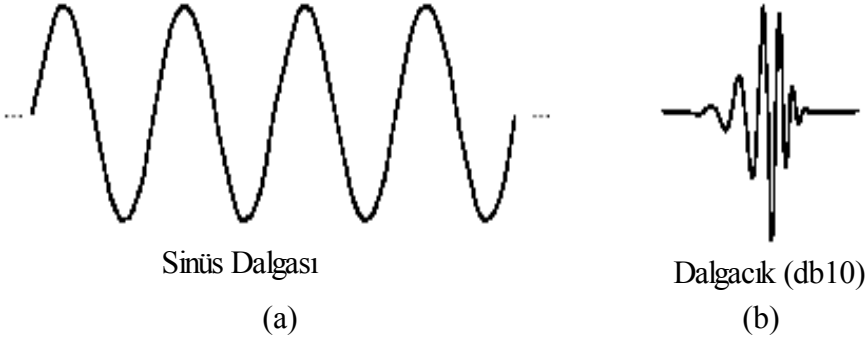
Şekil 4.3 Dalgacık Dönüşümü.

Dalgacık analizinde işaret, zaman-frekans yerine zaman-ölçek ortamında incelenir. Bu yöntemin en önemli üstünlüklerinden biri, işaretin belirli bir bölgesinin (lokal) analizinin mümkün olmasıdır. Örneğin, küçük bir süreksizliğe sahip bir işaretin, Fourier dönüşümünü çizdirdiğimizde süreksizliğin nerede olduğunu göremeyiz fakat dalgacık katsayılarını çizdirdiğimizde süreksizliğin nerede olduğu tam olarak tespit edebilmek mümkündür.

Dalgacık dönüşümünün başlıca uygulama alanları, gürültü atma (işaretin veya görüntünün gürültüden temizlenmesi) ve sıkıştırma. Ayrıca, ani değişimlerin olduğu işaretlerdeki değişimlerin yakalanması için de bu yöntem kullanılır. Tıpta EKG ve EEG gibi biyomedikal işaretler ve manyetik rezonans görüntülerinin sınıflandırılması gibi birçok uygulama alanı daha vardır (Misiti et al., 2002).

Teorik olarak sıfır ortalamalı ve sonlu enerjiye sahip herhangi bir fonksiyon dalgacık sayılabilir. Ancak, dalgacığı seçmek için birçok kriter vardır. Dalgacığın, zaman ve frekans ortamındaki sönümlenmesi önemlidir. Zaman ve frekans ortamında iyi lokalize olabilmek için dalgacık, zaman ve frekans ortamında hızlı sönümlenmelidir (Tüfekci ve Gowdy, 2000).

Fourier analizi, işareti farklı frekanslara sahip sinüslere ayırıp incelemektedir. Dalgacık analizi ise işareti ana dalgacığın kaydırılmış ve ölçeklendirilmiş biçimlerine açarak incelemektedir. Örnek olarak, dalgacık fonksiyonlarından (wavelet function) “Daubechies-10”nun şekli Şekil 4.4 (b)’de görülmektedir.



Şekil 4.4 (a) Sinüs dalgası (b) Dalgacık fonksiyonu: “Daubechies-10”.

4.1.1. Sürekli Dalgacık Dönüşümü (CWT)

Sürekli dalgacık dönüşümü, işaretin dalgacık fonksiyonunun ölçülendirilmiş ve kaydırılmış haliyle çarpılıp tüm zaman boyunca toplanmasından elde edilir.

$$C(\text{ölçek}, \text{konum}) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi(\text{ölçek}, \text{konum}) dt \quad (4.1)$$

Denklem 4.1’deki C’ler ölçek ve konumuna bağlı bulunan dalgacık dönüşümü katsayılarıdır.

Düşük ölçeklerde dalgacık daralır ve ani değişimler (yüksek frekanslar) yakalanır. Yüksek ölçeklerde ise dalgacık genişleyerek düşük frekanslar yakalanır.

Sürekli dalgacık dönüşümü, bilgisayarda hesaplanırken ayırık olarak işlenir. Ancak, ayırık dalgacık dönüşümünden farkı ölçeğin ve kaymanın sürekli olmasıdır.

4.1.2. Ayırık Dalgacık Dönüşümü (DWT)

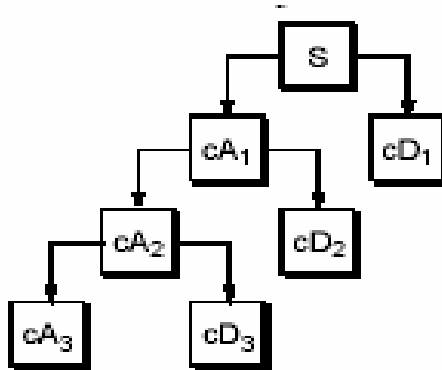
Sürekli dalgacık dönüşümündeki işlem ve veri kapasitesi çok büyüktür. Bunun yerine işlem verimliliğini arttırmak için konum ve

ölçeklerin ikili kuvvetleri alınır ve bu işleme ayırık dalgacık dönüşümü denir.

1988’de Mallat, ayırık dalgacık dönüşümünü sayısal süzgeçlerle (digital filters) gerçekleştirmiştir. Bu süzgeçler sayesinde dalgacık dönüşümü işlemi hızlandırılmıştır.

Birçok işaret için düşük frekans bilgileri işaretin en önemli kısmıdır. Diğer yandan, yüksek frekans kısmı ise ayrıntılardır (detail). Örneğin, insan sesinde yüksek frekansları elediğimizde seste değişim olmasına rağmen kişinin ne söylediği hala anlaşılabilir. Ancak, düşük frekanslar elendiğinde anlamsız bir ses duyulur.

Dalgacık analizinde, yaklaşıklık (approximation) ve ayrıntı (detail) katsayıları hesaplanmaktadır. Yüksek geçiren süzgecin çıkışı ayrıntı, alçak geçiren süzgecin çıkışı yaklaşıklık katsayılarını verir. Böylece işaret süzgeçlerden geçirilerek alt bantlarına ayrılır ve işaretin boyutunun değişmemesi için süzgeçlerin çıkışlarının örnek sayısı yarıya indirilir. Bu işlem kullanıcı tarafından belirlenen ölçeğe kadar devam eder.

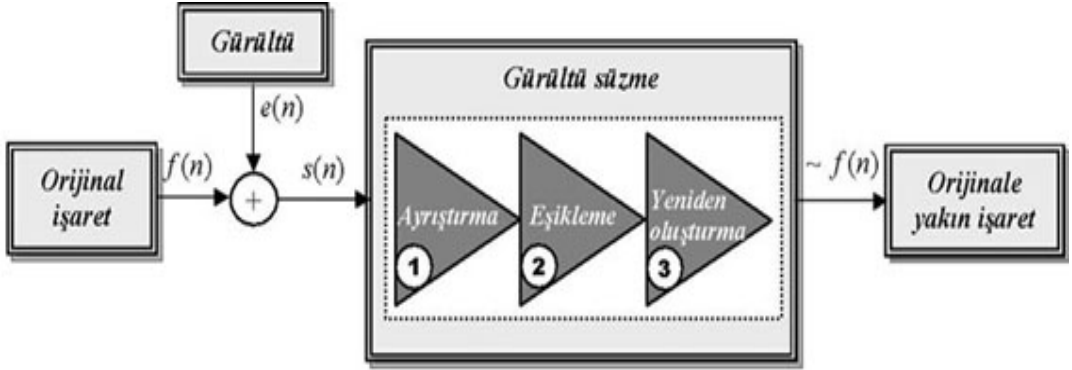


Şekil 4.5 Dalgacık ayrışım ağacı.

Bu analiz ile işaret, sabit Q katsayılı ve değişken genişlikli frekans alt bantlarına ayrılır (Tewfik et al., 1992).

4.2. Dalgacık Yöntemiyle Gürültü arındırma

Dalgacık yöntemiyle gürültü arındırma işlemi, şekil 4.6'da görüldüğü gibi üç aşamadan oluşmaktadır;

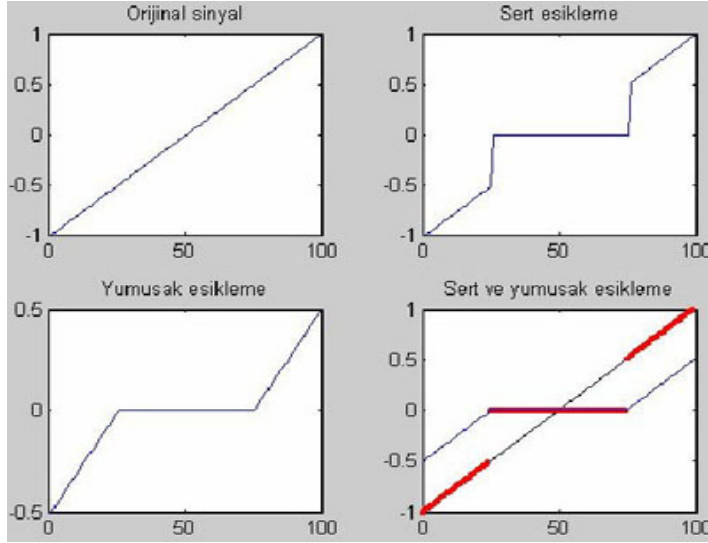


Şekil 4.6 Dalgacık gürültü arındırma işlemi

Ayrıştırma: N. Seviyeden bir dalgacık seçilir ve N seviyesinde işaretin dalgacık ayrışımı hesaplanır.

Eşikleme: 1'den N'e kadar olan herbir seviye için bir eşik değeri seçilir ve ayrıntı katsayılarına uygunlanır. Eşik değerinin nasıl seçileceğinin ve bu değerin nasıl olacağının belirlenmesi önemli bir noktadır. (Vatansever et. al., 2002). Sert eşik değeri belirleme, en basit yöntemdir. Yumuşak eşik değeri belirleme ise çok fazla sayıda matematiksel özelliklere sahiptir ve bununla teoriye uygun sonuçlar elde etmek mümkündür. Şekil 4.7 de örnek bir işaret üzerinde sert ve yumuşak eşikleme gösterilmektedir.

Yeniden Oluşturma: N seviyesinin orjinal yaklaşıklık katsayıları ve 1'den N'e kadar hesaplanan ayrıntı katsayıları kullanılarak işaret tekrar oluşturulur.



Şekil 4.7 Sert ve yumuşak eşikleme

4.3. EKG İşaretlerinin Dalgacık Dönüşüm Analizi

Dalgacık kuramı, son zamanlarda, biyomedikal sinyal işleme alanında çok sık kullanılmaya başlanmıştır. Araştırmacıların, üzerinde yoğunlaştıkları ve biyomedikal işaretler için önem arzeden işaret sıkıştırma, özellik çıkartma ve gürültü arındırma konularında oldukça başarılı sonuçlar elde edildiği gözlenmektedir.

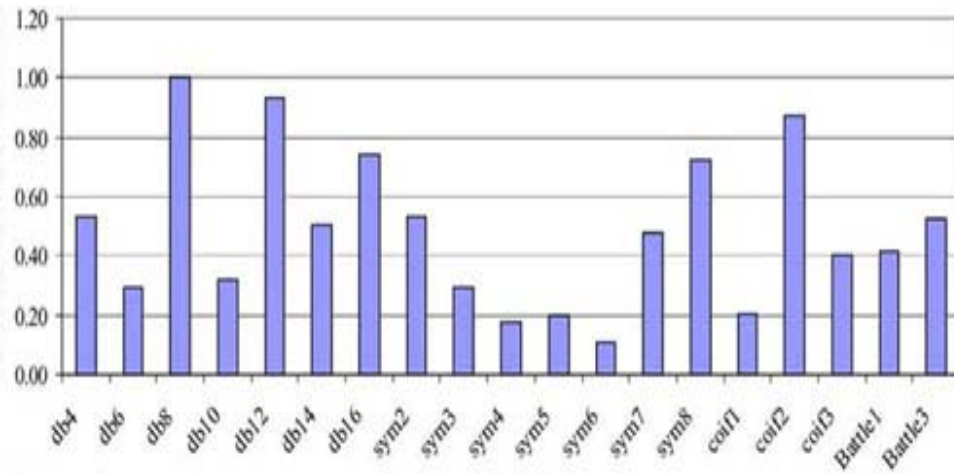
Bilindiği üzere, EKG işaretlerinin gürültüden temizlenmesi, analiz ve teşhis için önemli ve gereklidir. Dalgacık dönüşümünün, EKG işaretlerinin gürültüden temizlenmesinde kullanılması oldukça yeni ve halen geliştirilmekte olan bir yöntemdir. Yöntemin uygulanması iki adımdan oluşmaktadır.

İlk adım ayrıştırma seviyesinin ve uygun eşikleme değerinin belirlenmesidir. Zhou ve Gotman (2004) çalışmalarında, EKG işaretleri için yumuşak eşiklemenin uygun olduğu belirlemişlerdir.

İkinci ve daha önemli adım, ana dalgacık fonksiyon modelinin seçimidir. Agante ve Sa (1999) yapmış oldukları çalışmalarında, EKG dalga şekline benzerlik göstermesi sebebiyle, Daubechies ve Coiflet dalgacık fonksiyon modellerinin ana dalgacık olarak seçilmesinin uygun olduğunu tespit etmişlerdir.

Singh ve Tiwari (2006), EKG işaretlerinin gürültüden temizlenmesinde kullanılacak ana dalgacık fonksiyonunun, Çapraz İlişki yöntemiyle belirlenebileceği üzerine çalışmışlardır. Buna göre, EKG işareti ile seçilecek ana dalgacık fonksiyonu arasındaki çapraz ilişki hesaplanır. Çapraz ilişki katsayısının en yüksek değerde olduğu dalgacık fonksiyon modeli ana dalgacık olarak atanır.

Daubechies, Symlet, Coiflet ve Battle ana dalgacık modellerinin EKG işaretleri ile ilişki katsayılarının değerleri Şekil 4.8’de görülmektedir. Bu grafiğe göre Daubechies8 (db8) dalgacık modelinin EKG işaretinin gürültüden temizlenmesi için seçilebilecek en uygun modeldir.

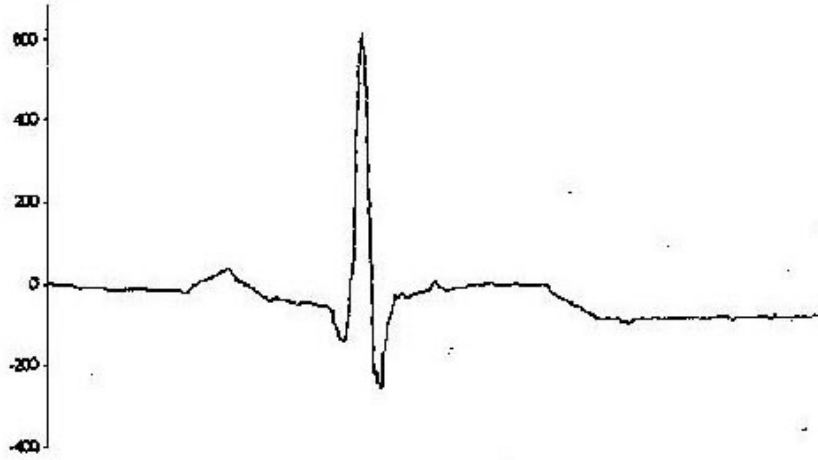


Şekil 4.8 EKG işareti ile dalgacık modelleri arasındaki ilişki katsayıları

Dalgacık dönüşümü yöntemiyle EKG işaretlerinin gürültü temizlenmesinin performansı aşağıdaki şekillerde gösterilmiştir. Şekil 4.9’da gürültülü bir EKG işareti, şekil 4.10’da ise dalgacık dönüşüm yöntemiyle gürültüden arındırılmış EKG işareti görülmektedir. Ana dalgacık fonksiyonu db8 olarak atanmıştır. Yatay eksen zamanı, dikey eksen ise μV cinsinden genliği ifade etmektedir.



Şekil 4.9 Gürültülü EKG işareti



Şekil 4.10 Dalgacık dönüşüm yöntemiyle temizlenmiş EKG işareti

5. DENEYSEL ÇALIŞMALAR VE SONUÇLAR

Biyomedikal işaretlerin ayrıştırılmasını, Kör Kaynak Ayrıştırması yöntemleriyle ele alan bu çalışma iki aşamadan oluşmaktadır.

Birinci aşamada, yöntemlerin performansının sınanması amacıyla yapay karışımlar oluşturulmuştur. Bunun için öncelikle Physiobank MIT-BIH veritabanından edinmiş olduğumuz, kayıt numaraları 100 ve 101 olan iki EKG işareti, Matlab ortamında iki kanallı veri haline getirilmiştir. Daha sonra, bu iki kanal 1'e 8 oranında karıştırılarak yapay karışım elde edilmiştir. Yöntemlerin sınanması amaçlı bir çalışma olduğu için işaretlerin, karışım öncesi başlangıç değerlerinin bilinmesi önemlidir. Elde edilen yapay karışım, Kör Kaynak Ayrıştırmasına ait İzdüşüm Tabanlı, Karmaşıklık Tabanlı ve Bağımsız Bileşenler Analizi yöntemleriyle ayrıştırılmıştır. Ayrıştırma sonrası elde edilen işaretler ile başlangıç işaretleri arasındaki farkı yani hata oranını hesaplamak için Karesel Ortalama Hata (MSE: Mean Square Error) yöntemi kullanılmıştır . Yönteme göre hata denklem 5.1'de görüldüğü gibi hesaplanmıştır.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S(i) - Y(i))^2 \quad (5.1)$$

Yukarıdaki denklemde $S(i)$ kaynak işareti, $Y(i)$ ise ayrıştırma sonrası çıkartılan işareti göstermektedir.

Çizelge 5.1'de yöntemlerin hata oranları görülmektedir. E1 1.kanalın hata oranını, E2 ise 2.kanalın hata oranını ifade etmektedir. İzdüşüm Tabanlı Yöntemde, sadece normal dağılım özelliği olmayan veya diğerine göre daha az olan işareti tespit edildiği için çıkışta tek kanal gözlenmiştir. Yine benzer şekilde Karmaşıklık Tabanlı Yöntemde de tek çıkış gözlenmiştir.

Çizelge 5.1 Kör kaynak ayrıştırması yöntemi algoritmalarının hata oranları

	E1	E2
Bağımsız Bileşenler Analizi	76.3236	131.3883
İzdüşüm Tabanlı Yöntem	120.57	-
Karmaşıklık Tabanlı Yöntem	0.0128	-

İnsan vücudundan örselemesiz yöntemlerle alınan işaretlerin gürültüye maruz kaldığı bilinmektedir. Sınamakta olduğumuz yöntemlerin, gürültülü ortamdaki performanslarının incelenmesi amacıyla karışıma belirli oranlarda gürültü eklenmiştir. Eklenen gürültünün oranı, SNR(Signal to Noise Ratio) yani işaretin gürültüye değeriyle ayarlanmıştır. Denklem 5.2’de SNR’ın matematiksel ifadesi görülmektedir.

$$SNR_{(dB)} = 10 \log_{10} \frac{İşaretingücü}{Gürültününügücü} \quad (5.2)$$

Çalışmamızda, SNR ilk etapta düşük tutularak yüksek gürültüde yöntemlerin performansı kaydedilmiştir. Daha sonra bu oran 20’şer birimle arttırılmış ve 80 değerinden itibaren hata oranının sabit kaldığı gözlenmiştir. Aşağıdaki çizelgelerde artan SNR değerlerine göre yöntemlerimizden elde ettiğimiz sonuçlar görülmektedir.

Çizelge 5.2 Bağımsız bileşenler analizinin artan SNR değerlerine göre hata oranları

SNR (dB)	E1	E2
0	1010.7	509.5880
20	181.6659	178.5594
40	127.7599	137.9853
60	111.0568	137.4064
80	110.9584	137.3897

Çizelge 5.3 İzduşüm tabanlı yöntemin artan SNR değerlerine göre hata oranları

SNR (dB)	E1
0	282.29
20	200.50
40	199.82
60	199.82
80	199.82

Çizelge 5.4 Karmaşıklık tabanlı yöntemin artan SNR değerlerine göre hata oranları

SNR (dB)	E1
0	0.0333
20	0.0190
40	0.0129
60	0.0128
80	0.0128

Diğer iki yöntemde, gürültünün temizlenmesinin sonuca katkısının olup olmayacağını araştırmak üzere Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Gürültü Arındırma yöntemi kullanılmıştır. Parametre seçiminde en uygun ana dalgacık modeli olarak db8 ve eşikleme olarak da yumuşak eşikleme tercih edilmiştir.

Çizelge 5.5’de Bağımsız Bileşenler Analizi yönteminin, Çizelge 5.6’da ise İzdüşüm Tabanlı Yöntemin, Dalgacık Dönüşümüyle işaretler üzerindeki gürültü temizlendikten sonraki hata oranları görülmektedir.

Çizelge 5.5 Dalgacık gürültü arındırma sonrası bağımsız bileşenler analizinin SNR değerlerine göre hata oranları

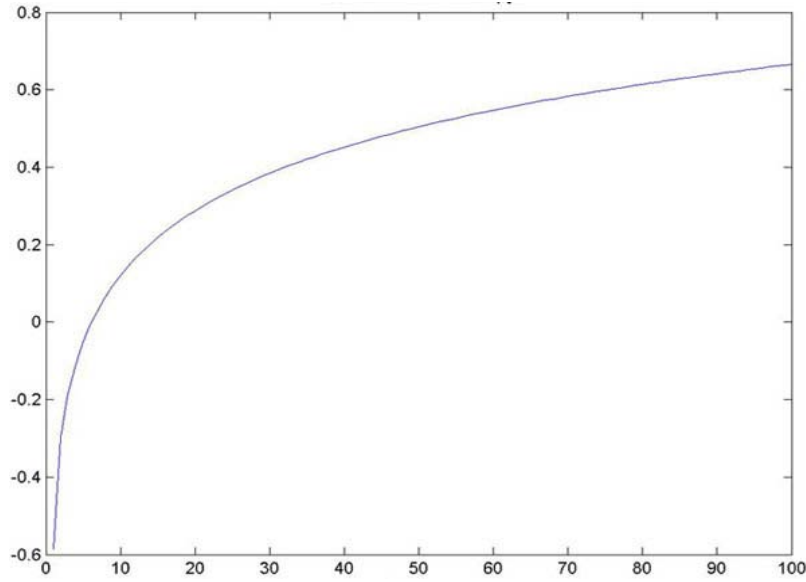
SNR (dB)	E1	E2
0	273.2612	307.6247
20	89.6471	133.8179
40	79.5376	131.1308
60	78.99	131.0354
80	76.95	131.0276

Çizelge 5.6 Dalgacık gürültü arındırma sonrası izdüşüm tabanlı yöntemin SNR değerlerine göre hata oranları

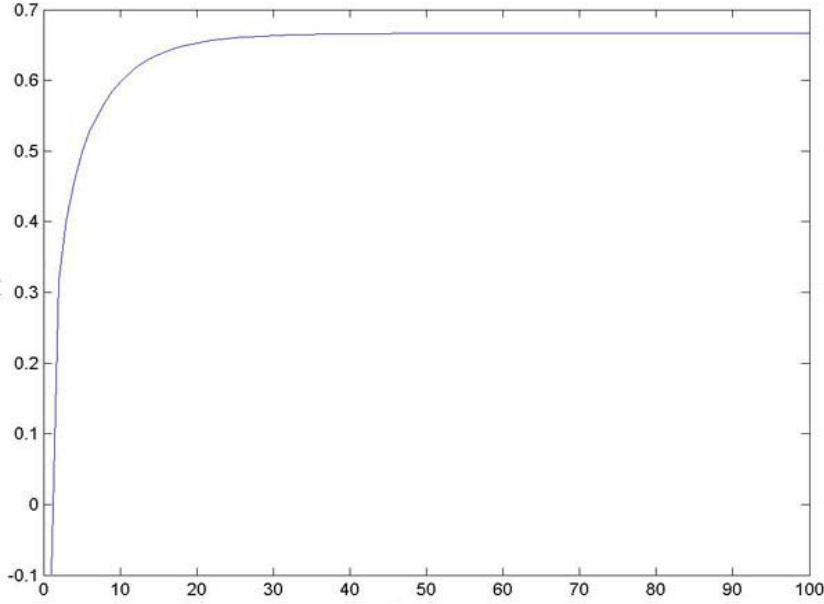
SNR (dB)	E1
0	243.38
20	199.02
40	198.67
60	198.67
80	198.67

Şekil 5.1’de Bağımsız Bileşenler Analizinde ölçüt olarak kabul edilen entropi değerinin gürültülü ortamdaki değerleri görülmektedir. Entropi, iterasyon süresince sabit bir en yüksek değer yakalayamamıştır.

Bu durum, karışımdaki bileşenlerin ayrıştırılamadığını ifade eder. Şekil 5.2 de ise Dalgacık Dönüşümü Tabanlı gürültü arındırmanın etkisi görülmektedir. İterasyon sırasında entropi, sabit bir en yüksek değere ulaşmış ve böylece karışıma uygulanan ayrıştırma işlemi başarıyla sonuçlanmıştır.



Şekil 5.1 Gürültülü ortamda çalıştırılan Bağımsız Bileşenler Analizi algoritmasının entropi değeri

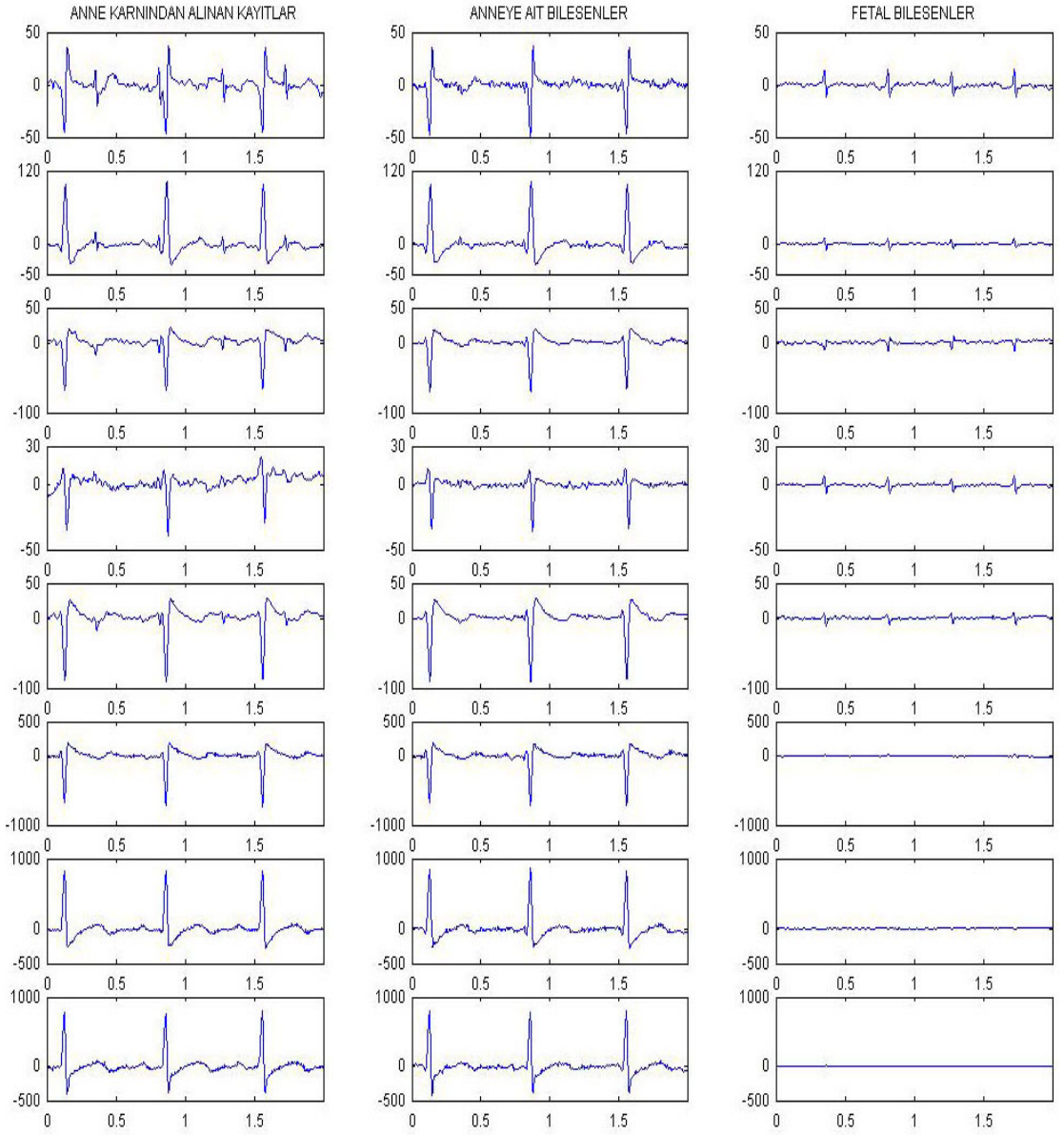


Şekil 5.2 Dalgacık dönüşümüyle gürültüsü temizlenen karışımın Bağımsız Bileşenler Analizi algoritmasının entropi değeri

Çalışmanın ikinci aşaması, başarılı bulunan iki yöntem olan Karmaşıklık Tabanlı Yöntem ve Bağımsız Bileşenler Analizinin, fetal EKG çıkartımında kullanılmasını kapsamaktadır.

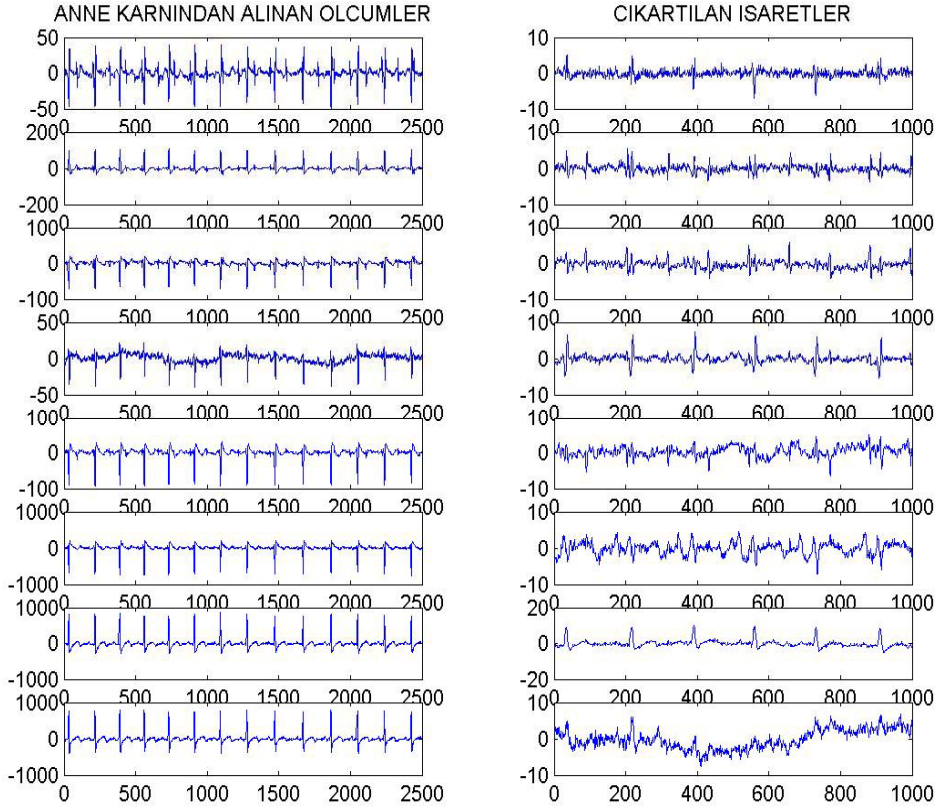
Kayıt arama çalışmalarımızın neticesinde, tez çalışmamızda kullanmak üzere internet üzerindeki veri tabanında bulunan EKG kaydı kullanmayı tercih ettik. Bu kayıt, anne karnından ve göğsünden olmak üzere toplam 9 kanal olarak alınmıştır. DAISY (Database for the Identification of Systems) veritabanından alınmış olan bu kayıt Lieven De Lathauwer (2000) tarafından hazırlanmıştır. 9 numaralı kanal zaman bilgisini verirken, 1, 2, 3, 4 ve 5 numaralı kanallar annenin karnına yerleştirilen EKG elektrotlarından, 6, 7, ve 8. kanallar ise annenin göğsüne yerleştirilen EKG elektrotlarından alınmış EKG işaretlerinin veri kayıtlarını göstermektedir

Şekil 5.3’de, anne karnından alınan işaretler ile birlikte Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Gürültü arındırmayla ön işlemden geçirilmiş ve JADE algoritmasıyla ayrıştırılmış fetal ve anneye ait bileşenler görülmektedir.



Şekil 5.3 Dalgacık gürültü arındırma ve JADE algoritması sonuçları

Şekil 5.4’de Karmaşıklık Tabanlı Yöntemin, fetal EKG’ye uygulanmasının sonuçları görülmektedir. Sol tarafta karışım halindeki işaretler, sağ tarafta ise karışımdan çıkartılan işaretler bulunmaktadır.



Şekil 5.4 Karmaşıklık tabanlı yöntemin fetal EKG çıkartım sonuçları

6. TARTIŞMA

Çizelge 5.1'deki hata oranlarına bakıldığında Karmaşıklık Tabanlı yöntemin, başlangıç işareti ile yapay karışım sonrası çıkartılmış işaret arasında en düşük hata oranına sahip olduğu görülmüştür

Gürültülü ortam sonuçlarını gösteren çizelgelerden görüleceği üzere Karmaşıklık Tabanlı Yöntem, gürültülü ortamda da oldukça yüksek performans göstermiş ve gürültüsüz ortamdaki düşük hata değerini yakalamıştır. Yöntem sadece ayırıştırma yapmakla kalmayıp gürültüyü de temizlemiştir. Bununla birlikte, Dalgacık Dönüşümü Yöntemiyle gürültüden arındırma işleminin, Bağımsız Bileşenler Analizi yönteminin de gürültülü ortamda başarılı sonuçlar vermesini sağladığı görülmüştür. Dalgacık dönüşümü kullanılan Bağımsız Bileşenler Analizi yönteminde, SNR değeri arttıkça hatanın düşmesi belirgin şekilde gözlenmiştir. Ayrıca şekil 5.1 ve 5.2'de görülen entropi grafikleri, Dalgacık dönüşümünün, Bağımsız Bileşenler Analizi üzerindeki olumlu etkilerini göstermektedir.

Fetal EKG uygulamalarımızda, JADE algoritmasına eklediğimiz Dalgacık dönüşüm gürültü arındırma yöntemiyle başarılı bir şekilde ayırıştırma yapıldığı gözlenmiştir. Fetal kalp atış hızının, anneye ait kalp atış hızından daha yüksek olması ve işaretlerin genlikleri arasındaki fark, ayırıştırma işlemi sonucunda çıkarılan işaretler için ayırteci kriterler olarak belirlenmiştir. Bunun için özellikle QRS dalgası takip edilmiştir. İlk beş kanal anne karnından alınan ölçümler olduğu için fetal EKG net olarak gözlenebilmektedir. Son üç kanal anne göğsünden alındığı için fetal EKG zayıf kalmış ve gözlenmesi mümkün olmamıştır.

Deneyisel çalışmalarımız sonucunda, yapay karışımlarda olumlu sonuçlar elde ettiğimiz Karmaşıklık Tabanlı Yöntemin, fetal EKG çıkartımında başarılı olamadığı sonucu elde edilmiştir. Karışım halindeki her kanaldan bir işaret çıkartılmış fakat çıkartılan işaretin fetal EKG karakteristiklerine uygunluğu gözlenememiştir. İlerleyen aşamalarda bu

algoritmanın geliştirilmesi ve fetal EKG çıkartımında performans yükseltilmesi üzerine çalışılabilir.

KAYNAKLAR DİZİNİ

Jia S., Qian Y., 2006, Improved Stone's complexity pursuit for hyperspectral imagery unmixing, The 18th International Conference on Pattern Recognition

Pourazad M.T., Moussavi Z., Farahmand F., 2005, Heart sounds separation from lung sounds using Independent Component Analysis, Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, Shanghai, China

Zhou W., Gotman J., 2004, Removal of EMG and ECG artifacts from EEG based on wavelet transformation and ICA, 26th Annual International Conference of the IEEE, EMBS, San Francisco, USA

Cardoso J.F., 1998, Higher order contrasts for independent component analysis, Neural Computation, vol. 11, no.1 pp.157-92

Hyvarinen A., Oja E., 2000, Independent Component Analysis : algorithms and applications, Invited Article, Neural Networks Search Centre, Helsinki University of Technology Finland

Ananthanag K.V.K, Sahambi S.J., 2003, Investigation of blind source separation methods for extraction of fetal ecg, CCECE 2003—CCGEI 2003 Processings, vol.1, pp.2021–2024

Vigueron V., Ionescu P., Azancot A., Sibony O., Jutten C., 2003, Fetal electrocardiogram extraction based on non-stationary ICA and wavelet denosing, ISSPA-2003

Mochimaru F., Fujimoto Y., Ishikawa Y., 2004, The fetal electrocardiogram by independent component analysis and wavelets, Japanese Journal of Physiology Vol.54, 457-463

Chouakri S.A, 2005, Wavelet denoising of the ECG signal based on noise estimation, 5th International ISAAC Congress, Department of Mathematics and Informatics, University of Catania

Gülçür H.Ö., Tatar Y., Ergen B., 2005, Kalp seslerinin gürültüden temizlenmesi üzerine dalgacık dönüşümü karşılaştırması, BIYOMUT Biyomedikal Mühendisliği Ulusal Toplantısı, İstanbul

Olkkonen H., Pesola P., Olkkonen J. , Valjakka A., Tuimosto L., 2002, EEG noise cancellation by a subspace method based on wavelet decomposition, PubMed Indexed PMID=12444387

Physiobank database, Signal Archives, MIT-BIH Arrhythmia database
<http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>

DAISY, Database for the Identification of the systems,
<http://homes.esat.kuleuven.be/~smc/daisy/daisydata.html>

Şatıroğlu H., 2007 Doğum öncesi bakım takip ve gebe muayenesi,
<http://www.hakansatiroglu.com/sayfa.php?id=MTg=>

Sezdi M., Boğaziçi Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Enstitüsü Bülteni

Widrow B., Stearn S., 1985, Adaptive Signal Processing, Prentice-Hall

Martinez M., Soria E., Camps G., 2001, Methods to evaluate the performance of fetal electrocardiogram extraction algorithms, Computers in Cardiology, IEEE, 28:253-256

Cula S., Muluk Z., 2006, Temel İstatistik Yöntemleri, Başkent Üniversitesi, Ankara, ISBN: 975-8571-20-6

Akdeniz F., 2002, Olasılık ve İstatistik, Çukurova Üniversitesi, Adana, ISBN: 975-96039-7-7

Hesse W. C., James C., 2005, Independent component analysis for biomedical signals, Signal Processing and Control Group ISVR, University of Southampton, UK, Institute of Physics Publishing, 2005 R15-R39

Bell A. J., Sejnowski T. J., 1995, An information-maximisation approach to blind separation and blind deconvolution, Neural Computation, vol.7, no.6, pp. 1129-1159

Stone V. J., 2004, Independent Component Analysis, Massachuttes Institute of Technology, ISBN: 0-262-69315-1, Bradford book.

Li Y., Powers D., Peach J., 2000, Comparison of blind source separation Algorithms, Advances in neural networks and applications p 18-21

Lathauwer L., De Moor B., Vandewalle J. , 2000 Fetal electrocardiogram extraction by blind source subspace separation, IEEE Trans. Biomed. Eng., vol.47, no.5, pp.567–572

Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G. and Poggi., J.M., 2002, Wavelet Toolbox for Use with MATLAB.

Tüfekci, Z. and Gowdy, J.N., 2000, Feature extraction using discrete wavelet transform for speech recognition, Southeastcon 2000 (Proceedings of the IEEE), 116-123p.

Tewfik, A.H., Sinha, D. and Jorgensen, P., 1992, On the optimal choice of a wavelet for signal representation, Vol. 38, No. 2, 747-765p.

Vatansever F., Uysal F., Uzun A., Ayırık dalgacık dönüşümü ile gürültü süzme, Sakarya Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi, Sakarya

Agante P. M., Sa M., 1999, ECG Noise filtering using wavelets with soft-thresholding methods, Computers in Cardiology, IEEE, 26:535-538

Singh N. B., Tiwari K. A., 2006, Optimal selection of wavelet basis function applied to ECG signal denoising, Elsevier Inc., Science Direct, Digital Signal Processing 16, 275-287

EKLER

ÖZGEÇMİŞ

Çiğdem Serdengeçti, Türkiye Cumhuriyeti vatandaşı olup, 17 Şubat 1975 tarihinde Bornova’da doğdu. Orta öğrenimini İzmir’de tamamladı. Lise öğrenimini Suphi Koyuncuoğlu Lisesi 1992 yılında bitirdi. Lisans eğitimi; Doğu Akdeniz Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Bölümünden 1999 yılında mezun oldu. Halen, Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Mühendislik Fakültesi Elektronik Anabilim dalında yüksek lisans çalışması yapmaktadır.