

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**KARINCA KOLONİ OPTİMİZASYONUNA DAYALI
YENİ BİR ARİTMİ SINIFLAMA TEKNİĞİ**

DOKTORA TEZİ

Ali NİZAM

Anabilim Dalı : ELEKTRONİK ve HABERLEŞME MÜHENDİSLİĞİ

Programı : BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ

ARALIK 2008

**KARINCA KOLONİ OPTİMİZASYONUNA DAYALI YENİ
BİR ARİTMİ SINIFLAMA TEKNİĞİ**

**DOKTORA TEZİ
Y. Müh. Ali NİZAM
(504002252)**

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 12 Eylül 2008
Tezin Savunulduğu Tarih : 24 Aralık 2008**

**Tez Danışmanı : Doç.Dr. Mehmet KORÜREK
Diğer Jüri Üyeleri Prof.Dr. Tamer ÖLMEZ (İ.T.Ü.)
Prof.Dr. Halit PASTACI (Y.T.Ü.)
Prof.Dr. Sedef KENT (İ.T.Ü.)
Prof.Dr. Tülay YILDIRIM (Y.T.Ü.)**

ARALIK 2008

ÖNSÖZ

“Karıncı Koloni Optimizasyonuna Dayalı Yeni Bir Aritmi Sınıflama Tekniğı” isimli doktora tez çalışmamı tamamlamış bulunmaktayım. Bu çalışmanın gerçekleştirilmesinde yardım, destek ve katkılarını eksik etmeyen değerli hocalarıma, arkadaşlarıma ve aileme en içten şükran duygularımı sunmak benim için en büyük vazifedir.

Doktora çalışmamın her aşamasında büyük emeğı bulunan, karşılaştığım her tür sorunları aşmamda sabırla yol gösteren, engin tecrübesi ile bilimsel düşünce ufkumu genişleten danışman hocam Sayın Doc.Dr. Mehmet KORÜREK’e; tez izleme jürisinde bulunarak beni onurlandıran, kıymetli fikir ve önerilerini paylaşarak desteklerini esirgemeyen değerli hocalarım Sayın Prof.Dr. Tamer ÖLMEZ’e ve Sayın Prof.Dr. Halit PASTACI’ya; başta olmak üzere bölümdeki tüm değerli hocalarıma ve araştırma görevlilerine; teşekkür etmeyi bir görev bilirim.

Yaşantım boyunca her konuda desteklerini sürdüren, bugünlere gelmemde en büyük vesile olan, EŞİM, OĞLUM, KIZIM, ANNEM, BABAM, KARDEŞLERİM ve diğer AİLE bireylerime sonsuz teşekkür ve minnet duygularımı sunmaktan onur duyarım.

Yaptığım çalışmanın ÜLKEM’e ve tüm İNSANLIĞA yararlı olmasını dilerim.

Saygılarımla...

Aralık 2008, İstanbul

Ali NİZAM

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ.....	iii
İÇİNDEKİLER.....	v
KISALTMALAR.....	vii
ÇİZELGE LİSTESİ.....	ix
ŞEKİL LİSTESİ.....	xi
ÖZET.....	xiii
SUMMARY.....	xvii
1. GİRİŞ	1
1.1 Problemin Tanımı ve Çalışmanın Amacı.....	1
1.2 Çalışmanın Kapsamı	3
2. EKG İŞARETİ YAPISI.....	5
2.1 Kalbin Fizyolojisi.....	5
2.2 EKG'nin Yapısı	7
2.3 Kalbin Uyarı İletim Yolları.....	7
2.4 Derivasyonlar	9
2.5 Kalp Vektörü.....	13
2.6 EKG İşaretinin Kısımları	15
2.6.1 P dalgası	15
2.6.2 Q dalgası	15
2.6.3 T dalgası.....	16
2.6.4 U dalgası	16
2.6.5 ST aralığı.....	16
2.6.6 QT aralığı	17
2.6.7 PR aralığı	17
2.6.8 QRS kompleksi	17
2.7 Aritmiler.....	19
2.8 Aritmi Türleri.....	20
3. ÖZİNİTELİK ÇIKARMA İŞLEMLERİ	25
3.1 Ön İşlemler.....	25
3.1.1 İşaretin gürültüden arındırılması.....	25
3.1.2 Taban hattı düzeltilmesi.....	27
3.1.3 EKG işaretlerinin normalleştirilmesi	28
3.2 Zaman Uzayı Öz nitelikleri.....	29
3.3 Frekans Uzayı Öz nitelikleri	30
3.4 Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD).....	36
3.5 ADD Kullanılarak EKG Öz niteliklerinin Çıkartılması	41
3.6 Temel Bileşen Analizi (TBA).....	44
3.7 Temel Bileşen Analizinin EKG İşaret Uygulamaları	45
3.8 Çok bantlı TBA (ÇBTBA).....	46
4. KARINCA KOLONİ OPTİMİZASYONU YÖNTEMİYLE SINIFLAMA.....	49
4.1 KKO Temel Kavramları	49
4.2 Statik Model.....	51
4.3 Dinamik Model	52
4.4 KKO Tekniğine Dayalı Kümeleme Algoritması	53

4.5 Kümeleme Başarımı	57
4.6 KKO Temelli Kümeleme İle ECG İşaretlerinin Sınıflanması	58
4.7 EYK Sınıflayıcı	58
5. YAPAY SİNİR AĞLARI.....	61
5.1 Yapay Sinir Ağının Tanımı	61
5.2 Geri Yayılım Yapay Sinir Ağı (GYRSA)	63
5.2.1 Geriye yayılım bBackpropagation) algoritması	63
5.3 Kohonen Ağı	64
5.3.1 Kohonen ağının eğitimi	66
5.4 EKG Aritmilerinin YSA Kullanılarak Sınıflanması	67
6. GELİŞTİRİLEN UYGULAMA.....	69
6.1 Geliştirilen Uygulama Temel Yapısı.....	69
6.2 TBA Öznitelik Sayısının Tespit Edilmesi	71
6.3 Kullanılan GYRSA Modeli.....	73
6.4 Kohonen Ağı kullanımı	76
6.5 Sonuçlar.....	76
7. SONUÇLAR ve TARTIŞMA	81
KAYNAKLAR.....	85
EKLER.....	91
ÖZGEÇMİŞ.....	93

KISALTMALAR

A	: Approximation (yaklaşıklık)
ADD	: Ayrık dalgacık dönüşümü
AFD	: Ayrık Fourier dönüşümü
AGF	: Alçak geçiren filtre
KB	: Kümeleme başarımı
KS	: Küme sayısı
ÇBTBA	: Çok bantlı temel bileşen analizi
DD	: Dalgacık dönüşümü
EKG	: Elektrokardiyogram
FD	: Fourier dönüşümü
GY	: Geri yayılım
GYYSA	: Geri yayımlı yapay sinir ağı
KKO	: Karınca Koloni Optimizasyonu
KSFD	: Kısa-sürelili Fourier dönüşümü
EYK	: k En yakın Komşuluk (“k Nearest Neighborhood”)
OKH	: Ortalama karesel hata (“mean square error”)
SDD	: Sürekli dalgacık dönüşümü
TBA	: Temel Bileşen Analizi
YGF	: Yüksek geçiren filtre
YSA	: Yapay sinir ağı

ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Çizelge 6.1 : ADD katsayıları üzerine uygulanan dönüşüm	73
Çizelge 6.2 : Aritmi tipine göre seçilen örnek sayısı	76
Çizelge 6.3 : Eğitim ve test setinde kullanılan eleman sayıları	78
Çizelge 6.4 : Kohonen ağı kullanılarak zaman uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları	78
Çizelge 6.5 : GYYSA kullanılarak zaman uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları	78
Çizelge 6.6 : KKO kullanılarak zaman uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları	78
Çizelge 6.7 : Kohonen ağı kullanılarak zaman ve frekans uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları	79
Çizelge 6.8 : GYYSA kullanılarak zaman ve frekans uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları	79
Çizelge 6.9 : KKO kullanılarak zaman ve frekans uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları	79
Çizelge 6.10: Sistem genelindeki duyarlık sonuçları	80

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 2.1 : Kalbin temel yapısı.....	6
Şekil 2.2 : EKG işareti yapısı.....	7
a Gerilim değerleri açısından.....	7
b Süre açısından	7
Şekil 2.3 : Kalpte uyarı iletim yolları.....	8
Şekil 2.4 : Aksiyon potansiyelleri ve EKG.....	9
Şekil 2.5 : Derivasyonlar.....	10
Şekil 2.6 : Derivasyon bağlantıları.....	11
Şekil 2.7 : Unipolar göğüs derivasyonları bağlantıları.....	12
Şekil 2.8 : Kalp vektörü ve EKG işaretleri.....	14
Şekil 2.9 : Çeşitli Q,R,S Dalga şekilleri	18
Şekil 2.10 : Çeşitli aritmilerde kalp ritmindeki değişim.....	20
Şekil 3.1 : Kullanılan filtrenin frekans uzayı kazanç karakteristiği.....	26
Şekil 3.2 : MIT_BIH veritabanından alınan EKG işareti.....	27
Şekil 3.3 : Filtre uygulanmış EKG işareti	27
Şekil 3.4 : Taban düzeltmede uygulanan filtre	28
Şekil 3.5 : Taban hattı düzeltilmiş EKG işareti.....	28
Şekil 3.6 : Zaman Uzayı Öznitelikleri.....	29
Şekil 3.7 : Durağan olmayan EKG işareti.....	31
a EKG işareti.....	31
b KSFD Cevabı	31
c FD cevapları.....	31
Şekil 3.8: a Dalga.....	33
b Dalgacık.....	33
Şekil 3.9: a Küçük ölçekli işaretler.....	35
b Büyük ölçekli işaretler.....	35
Şekil 3.10 : Meksika-şapkası fonksiyonu.....	35
Şekil 3.11:a Durağan olmayan $x(t)$ işareti	36
b İşarete ilişkin SDD cevabı.....	36
Şekil 3.12 : Dalgacık ağacı.....	39
Şekil 3.13 : Daubechies-5	39
a dalgacık fonksiyonları	39
b ölçekleme fonksiyonları.....	39
Şekil 3.14 : Daubechies-5 dalgacıklarına ait filtrelerin frekans spektrumları...	40
Şekil 3.15 : Dalgacık fonksiyonlarıyla zaman-frekans düzleminin kaplanması	41
Şekil 3.16 : EKG işaretinin ADD bantlarındaki görünümü.....	44
a normal.....	43
b PVC.....	43
c füzyon.....	43
d karıncık füzyonu	44

e	APC	44
f	RBBB.....	44
Şekil 4.1 :	Karıncaları en kısa yolu bulmaları.....	50
Şekil 4.2 :	Graf Ortamında en kısa yolun bulunması.....	52
Şekil 4.3 :	Gidilecek yolun seçimi.....	54
Şekil 4.4 :	KKO Kümeleme algoritmasında kümelerin olgunlaşması.....	56
a	Noktalar.....	56
b	5 döngü adımı.....	56
b	10. döngü adımı.....	56
d	15. döngü adımı.....	56
Şekil 5.1 :	YSA İşlem elemanının yapısı.....	62
Şekil 5.2 :	Kohonen ağıının yapısı.....	65
Şekil 6.1 :	Sistem Modeli.....	69
Şekil 6.2 :	Özniteliklerin çıkartılması akış diyagramı.....	70
Şekil 6.3 :	ADD bantlarında TBA öznitelik adedi bazında başarıım oranı.....	71
Şekil 6.4 :	ADD d4,d5,a5 bantlarında TBA öznitelik adedi bazında başarıım oranı.....	71
Şekil 6.5 :	YSA 1 gizli katman düğüm sayısı bazında OKH oranı.....	74
Şekil 6.6 :	YSA 2 gizli katman düğüm sayısı bazında OKH oranı.....	74
Şekil 6.7 :	Sınıflama için kullanılan YSA yapısı.....	75
Şekil 6.8 :	YSA Transfer fonksiyon karakteristikleri (a) tansig, (b) purelin...	75
Şekil A.1 :	KKO dayalı kümeleme algoritması akış diyagramı.....	91

KARINCA KOLONİ OPTİMİZASYONUNA DAYALI YENİ BİR ARİTMİ SINIFLAMA TEKNİĞİ

ÖZET

Elektrokardiyogram (EKG) işareti, kalbin çalışma şekliyle ilgili birçok bilgiyi içermesi, taşınabilir ve düşük maliyetli cihazlar vasıtasıyla kolayca toplanabilmesi nedeniyle kalp hastalıklarının teşhis edilmesi ve tedavi yönteminin belirlenmesinde en çok kullanılan yöntemlerden biridir. EKG işaretlerinde ortaya çıkan ritim ve şekil bozuklukları (aritmiler) kalp krizinin önceden tespiti, kalbin çalışma bozukluklarının tespiti gibi alanlarda yoğunlukla kullanılmaktadır.

EKG işaretleri, durağan olmayan işaretler olduğu için aritmiler herhangi bir zamanda ortaya çıkabilirler. Hastalıkla alakalı belirtiler gün içerisinde belirsiz aralıklarla kendini gösterebilir. Bu yüzden sağlıklı bir teşhis için EKG işareti ve kalp hızındaki değişim saatlerce kaydedilmelidir. Sadece bir hastadan alınan EKG bilgisi dahi çok büyük sayıda örnek işaret içerdiğinden incelenme yapmak zor ve zaman alıcı bir işlemdir. Bu zorlukları aşmak için EKG işaretinin bilgisayar ortamında analiz edilmesi ve sınıflanması son yıllarda birçok araştırmaya konu olmuştur. EKG işareti üzerinde yapay sinir ağları, genetik algoritma, dalgacık dönüşümü ve sezgisel metotlara dayalı birçok uygulama geliştirilmiştir.

EKG işaretinin bilgisayar ortamında işlenmesinde karşılaşılan en önemli problemlerden biri dalga şeklindeki değişkenliktir. Aynı hastadan farklı zaman ve şartlarda alınan EKG işaretinde dahi şekil ve ritim farklılıkları olabilmektedir. Geçtiğimiz on yıllarda, EKG analizinde kümeleme temelli algoritmalar diğer tekniklerle birlikte kullanılarak bu güçlüklerin azaltılmasına çalışılmıştır. Bu tekniklerin kullanıldığı alanlar EKG aritmi sınıflama, EKG öznitelik seçimi, EKG karakteristik noktalarının bulunması ve EKG şekil analizlerinin yapılması olarak belirtilebilir.

Tez çalışmasında, EKG içersindeki aritmilerin analiz ve sınıflanması amacıyla Karınca Koloni Optimizasyonuna (KKO) dayalı yeni bir kümeleme tekniği geliştirilmiştir.

EKG işaretinin işlenmesi temelde üç safhadan oluşmaktadır: 1)Ön işlemler 2)öznitelik çıkarma 3)sınıflama (Şekil 1).

Ön işlemler aşamasında işaretin gürültü etkisinden temizlenmesi için filtre kullanımı, taban hattında meydana gelebilecek kaymaların düzeltilmesi, EKG işaretinin karakteristik noktalarının tespiti ve normalizasyon işlemleri gerçekleştirilir.

İkinci safha, işaretin ayırt edici özelliklerinin belirlenmesi için özniteliklerinin çıkartılmasıdır. Yapılan çalışmada EKG işaretinin yapısını en iyi temsil edecek öznitelikleri bulmak için zaman ve frekans uzayındaki öznitelikler birlikte kullanılmıştır. Frekans uzayındaki özniteliklerin çıkartılması için Ayrık Dalgacık

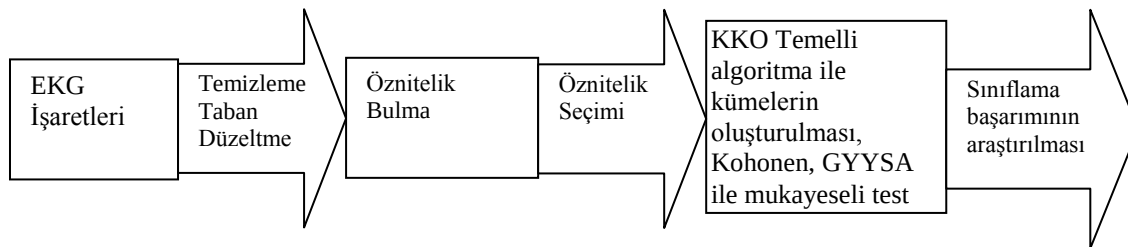
Dönüşümü (ADD) kullanılmıştır. ADD öznitelik sayısı zaman uzayındaki öznitelikle sayısı ile karşılaştırıldığında çok daha fazla olduğundan Temel Bileşen Analizi (TBA) vasıtasıyla farklı bir uzaya dönüştürülerek boyutları azaltılmış ve en yüksek enerjiye sahip öznitelikler seçilmiştir. Daha sonra zaman ve frekans uzayındaki öznitelikler birleştirilerek sınıflamada kullanılacak veri seti elde edilmiştir.

Üçüncü safha, işaretin sahip olduğu özelliklere göre sınıflanmasıdır. İlk olarak zaman ve frekans uzayında seçilen öznitelikler Karınca Koloni Optimizasyonu (KKO) teorisine dayanan bir algoritma ile her sınıf ayrı ayrı kümelendirilmiştir. Daha sonra oluşturulan kümeler sınıf etiketleri korunarak birleştirilmiştir. Son olarak işaretin hangi sınıfa ait olduğunun belirlenmesi için k en yakın komşuluk sınıflayıcı kullanılmıştır.

KKO ile yapılan sınıflama işleminde yarı denetimli öğrenme olarak adlandırabileceğimiz bir yöntem uygulanmıştır. İlk adımda sınıf içi kümelerin oluşturulmasında sınıf etiketleri bilinmekte ancak oluşacak sınıf içi kümeler algoritma tarafından belirlenmektedir. Bu yüzden yeni geliştirilen sistemin başarımı denetimli öğrenme tekniği kullanan geri yayımlı yapay sinir ağı (GYSA) ve denetimsiz öğrenme tekniği kullanan Kohonen temelli yapay sinir ağı uygulamaları ile mukayese edilmiştir. GYSA aritmi sınıflama alanında literatürde en çok kullanılan YSA tiplerinden biri olduğu için de KKO tekniği ile mukayese edilmesi ayrıca önem arz etmektedir.

Kohonen ağı öğrenme şekli itibarıyla KKO temelli tekniğe benzemektedir. Kohonen, ağı yarışmalı öğrenme mekanizmasına sahip denetimsiz ağıdır ve Öklid mesafesini kullanan “kazanan hepsini alır” kuralı gereğince işlemler gerçekleştirilir. Giriş uzayındaki öznitelik vektörlerinin hangi sınıfa ait olduğu bilinmez ve eğitim sonunda üretilen düğümler bir etiketleme yöntemi kullanılarak etiketlenir.

Son safhada geliştirilen algoritmanın farklı veri setleri üzerinden test edilmesi ve doğruluk sonuçlarının mukayesesi gerçekleştirilmiştir. Zaman uzayı öznitelikleri, frekans uzayı öznitelikleri ayrı ayrı ve birlikte test edilmiştir. Netice itibarıyla zaman ve frekans uzayı parametrelerinin birlikte kullanımının başarımı arttırdığı görülmüştür.



Şekil 1 Sistem Modeli

Bölüm 1’de, problemin tanımı yapılmakta ve çalışmanın amacı verilmektedir. Bu kapsamda, EKG işaretinin bilgisayar destekli kümelendirilmesinde karşılaşılan zorluklar açıklanmakta ve çözüm önerileri sunulmaktadır.

İkinci bölümde, EKG işaretleri ve aritmiler ile alakalı temel kavramlar hakkında kısaca bilgi verilmektedir. Tez kapsamında kullanılan aritmilerin yapısı ve bu aritmilerin tespiti için kullanılabilecek zaman uzayı öznitelikleri detaylı şekilde açıklanmaktadır.

Üçüncü bölümde, EKG işaretlerinin özniteliklerinin çıkartılması amacıyla literatürde kullanılan yöntemler incelenerek mukayese edilmektedir. Öznitelik çıkartılmasından önce gerçekleştirilen gürültüden arındırma amaçlı filtreleme yöntemleri yine bu bölümde ayrıntılı olarak açıklanmaktadır. Zaman ve frekans uzayı öznitelikleri çıkartılmasında kullanılan uygulamaların temel yapısı açıklanmıştır. Frekans uzayındaki özniteliklerin çıkartılması için ADD dönüşümünden faydalanılmıştır. ADD dönüşümü işaret içersindeki yüksek ve alçak frekans bileşenlerini ayrı frekans bantlarında incelemeye imkân verir. ADD'nin zaman ve frekans uzayındaki değişimlerin yerini belirleme özelliği sayesinde işaret içersindeki yerel değişimler ortaya çıkabilir. ADD sonucu üretilen öznitelik sayısının azaltılabilmesi için bulunan öznitelikler içersinde hangilerinin uygun olduğunun seçilebilmesi için kullanılan TBA ve ÇBTBA yöntemleri açıklanmıştır. TBA yöntemi ile üretilen öznitelik farklı bir uzaya aktarılarak en çok enerjiye sahip olanlarının seçimi yapılmaktadır. Ancak bu yöntemdeki öznitelik sayısının tespit edilmesi sistem başarımını direkt etkilemektedir. Bunun incelenmesi için ADD bantlarının ayrı ayrı incelemesinin yapıldığı bir YSA tasarlanmıştır.

Dördüncü bölümde, KKO yöntemi ile alakalı genel bilgiler verilmektedir. Bu yöntemin üzerine geliştirilen kümeleme algoritması ve bu husustaki yeni yaklaşımlar açıklanmaktadır. EKG işaretlerinin KKO kullanılarak oluşturulan kümelere uzaklığına göre sınıfının tespit edilmesi için kullanılan k en yakın komşuluk ("k nearest neighborhood", kNN) metodu ve kullanım yönteminden bahsedilmektedir.

Beşinci bölümde yapay sinir ağları hakkında genel bilgiler verilmekte, bu yöntem kullanılarak EKG işaretlerinin sınıflamasında nasıl gerçekleştirildiği açıklanmaktadır. Literatürde sık kullanılan geri yayılım (GY, "back propagation") temelli bir ağ önerilmiştir. Ayrıca öğrenme yapısı itibarıyla KKO kümeleme tekniğine benzerlik gösteren Kohonen ağı ve kullanımı da incelenmiştir.

Altıncı bölümde, tez içerisinde kullanılan yöntemlerin sınıflama başarımları karşılaştırmalı olarak incelenmektedir. Zaman uzayı sonuçları Kohonen, GYYSA ve KKO ile üretilerek sırasıyla Çizelge 6.2, Çizelge 6.3 ve Çizelge 6.5'de verilmiştir. Zaman uzayı ve ADD özniteliklerinin birlikte kullanıldığında sistem başarımındaki değişim Çizelge 6.3 ve Çizelge 6.4'de verilmiştir.

Yedinci bölümde sistem başarımı ile alakalı neticeler tartışılmış ve ileriye yönelik olarak yapılabileceklerden bahsedilmiştir.

Bu metodun testi için MIT-BIH veritabanında 360 Hz ile MLII kanalından örneklenen 6 farklı ve önemli aritmi tipi kullanılmıştır. Normal sinus ritmi, erken karıncık atımları ("premature ventricular contraction", PVC), erken kulakçık atımları ("atrial premature contraction", APC), sağ dal blok ("right bundle branch block"), karıncık füzyonu ve füzyon. Elde edilen sonuçlar zaman ve frekans uzayındaki özniteliklerin birlikte kullanımının sistem başarımını arttırdığını göstermektedir. KKO temelli yaklaşım ile üretilen sonuçlar Kohonen ve GYYSA sistemine göre biraz daha iyi olmuştur. Önerilen sistemde yaklaşık %90 duyarlık değerine ulaşılmıştır. Bu da kullandığımız tekniğin ve seçilen özniteliklerin EKG aritmi sınıflamaya uygun olduğunu göstermektedir. (Çizelge 1).

Çizelge 1 : Sistem genelinde duyarlık sonuçları

Algoritma Tipi	Normal	PCV	Karıncık Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	Toplam	
KKO	Zaman Uzayı	93.51	91.22	80.94	65.40	87.95	99.74	86.46
	Zaman ve Frekans Uzayı	93.44	94.90	88.24	84.13	91.30	100	92.00
YSA	Zaman Uzayı	92.99	93.42	77.88	86.03	93.91	99.22	90.58
	Zaman ve Frekans Uzayı	91.15	90.57	84.94	89.84	93.04	98.70	91.37
Kohonen	Zaman Uzayı	86.53	88.41	75.06	49.84	76.89	97.66	72.04
	Zaman ve Frekans Uzayı	81.94	67.19	55.93	56.41	74.64	91.49	79.07

A NOVEL ARRHYTHMIA CLASSIFICATION METHOD BASED ON ANT COLONY OPTIMIZATION

SUMMARY

Electrocardiogram is widely used in cardiology since it consists of effective, simple, noninvasive, low-cost procedures for the diagnosis of cardiovascular. The state of cardiac heart is generally reflected in the shape of ECG waveform and heart rate. Cardiac arrhythmia is any of a group of conditions in which the electrical activity of the heart is irregular or is faster or slower than normal. There are many inherited conditions and heart diseases that can cause ECG signals arrhythmia occurrence.

Because bio-signals are nonstationary signals, the arrhythmias may occur at random in the time-scale. The disease symptoms may show up at certain irregular intervals during the day. Therefore, for effective diagnostics, ECG pattern and heart rate variability may have to be observed over several hours. Thus the volume of the data being enormous even just one patient, the study is tedious and time consuming. Therefore, computer-based analysis and classification of ECG is an important research topic in these times. So the many new systems based on neural networks, genetic algorithm, heuristic algorithms are developed in ECG analysis area.

The one of the most difficult problem faced by today's automatic ECG analysis is the large variation in the morphologies of ECG waveforms. The ECG waveforms may differ for the same patient to such extend that they are unlike to each other and at the same time alike for different types of beats. In last decades, cluster analysis, has been combined with other techniques, has been used to overcome these difficulties in many areas of ECG processing, such as classification of ECG arrhythmias, ECG feature selection, ECG character points detection, classification of QRS morphology.

In the thesis study, a novel ant colony optimization based clustering algorithm is developed for ECG arrhythmia analysis and classification using time and frequency domain coefficients.

Mainly, three operations must be implemented for computer aided segmentation 1) preprocessing 2) feature extraction, 3) classification (Figure 1).

Preprocessing stage contains filtering for denoising of ECG signal, baseline detection and correction, the detection of ECG signal's characteristic points and normalization.

Feature extraction is the process in order to determine the different coefficients to describe the ECG waveform. In this work, in order to extract the best features that will represent the structure of ECG signals, the coefficients based on time domain and frequency domain features are used together. Discrete Wavelet transform is used to extract frequency domain coefficients. Since the number of wavelet coefficients are huge amount as compared to the time domain parameters, principle component analysis (PCA) based compression is applied on them in order to decrease their

number to the same level of time domain features. Then, the reduced number of frequency parameters is combined with the time domain features in order to get the total feature sets.

Third stage is the classification of ECG signals according to their feature sets. First ACO based clustering analysis of ECG arrhythmias taken from the MIT-BIH Arrhythmia Database is proposed for each class separately. Then the cluster sets with the class labels are combined together to built the general system cluster sets. After that the k-nearest neighborhood classification algorithm is used to determine the ECG signals' class.

The ACO based classification method is depends on a learning method that can be called semi-supervised. In the stage of construction of intra-class cluster, the label of input sample's class is known but the clusters are determined by algorithm. Therefore the proposed system's success is compared with the supervised back propagation neural network and unsupervised Kohonen networks. Because the back propagation neural network is one of the most used methods in literature the comparison with ACO method is important also.

Kohonen networks are is similar learning algorithm with ACO clustering. They are unsupervised networks having competitive learning scheme with Euclidean distance based "winner-takes-all" rule. Classes of feature vectors in the input space are not known a priori, and nodes determined after the training are labeled by a labeling process.

Different types of feature sets are tried and the classification results are compared. These are; rare time domain feature set, rare frequency domain feature set and the mixture of them. Comparison results indicate that the mixture feature set gave a better success for the classification.

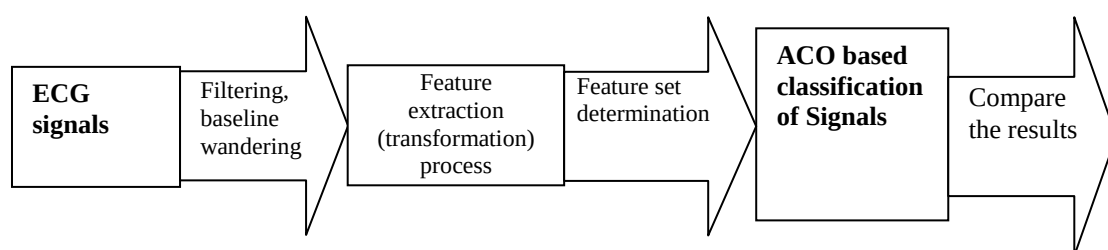


Figure 1 System Model

In Chapter 1, the problem is described and the aim of the study is given. In this scope, the difficulties encountered in manual and computer aided classification of ECG signals are described and suggested solutions are presented.

In the second chapter, the information about main principles of ECG signals structure and heart derivations are given briefly. The structures and distinguishing time domain characteristics of arrhythmias which used in this thesis are explained briefly.

In the third chapter, the preprocessing activities which are filtering, baseline detection and correction, QRS complex detection and normalization are detailed analyzed and explained. The methods used in order to extract features from ECG signals are analyzed in literature. Time domain and frequency domain characteristics are explained also. DWT is used to extract ECG signals frequency domain coefficients. The major advantage of the DWT is that it provides good time resolution for high frequency and low frequency part of signals. Because of its great time and frequency localization ability, the DWT can reveal the local characteristics of the input signal. Since the numbers of wavelet coefficients are huge amount as compared to the time domain parameters, PCA and multi scale PCA principles investigated, their usage to decrease coefficients are explained. PCA transforms a number of possibly correlated variables into a smaller number of uncorrelated variables called principal components. The number of target coefficients is very important characteristic of PCA algorithm. To find out this number, different numbers of DWT feature sets at each ADD scale are tried in a multilayer perceptron NN system.

In Chapter 4, a general overview about ACO is given. The structures of ACO based clustering algorithms and its' new additional features are also presented in this chapter. k nearest neighborhood (kNN) algorithm which is used to find out the arrhythmia class is presented in Chapter 4 also.

In Chapter 5, a general overview about artificial neural networks and their usage of ECG arrhythmias' classification are explained briefly. The structures and learning algorithms of the well-known multilayer back propagation perceptron is explained. The theory and implementation of Kohonen networks which has similar learning methodology with ACO is presented in this chapter also.

In Chapter 6, the classification performances of the methods used in the thesis are comparatively investigated. Time domain results of NN and ACO are given Table 6.2 and Table 6.3. The results for combined feature set are given Table 6.3 and Table 6.4.

In Chapter 7, the result of proposed system and the future research areas are discussed briefly.

The method is tested on MIT-BIH database of 360 Hz sampling frequency and MLII channel in order to classify 6 different critical and important arrhythmia types. These are normal sinus rhythm, premature ventricular contraction (PVC), atrial premature contraction (APC), right bundle branch block (RBBB), ventricular fusion (F) and fusion (f). System wide comparison results indicate that the mixture feature set gave a better success for the classification. ACO based system's results are slightly better than Kohonen and back propagation NN methods. The purposed system has approximately about %90 sensitivity measures. The results indicate that our approaches and selected feature sets are suitable for classification of ECG arrhythmias accurately. (Table 1).

Table 1 : System wide sensitivity results

Algorithm Type		Normal	PCV	Ventricular Fusion	Fusion	APC	RBBB	Total (%)
ACO	Time Domain	93.51	91.22	80.94	65.40	87.95	99.74	86.46
	Time and Frequency Domain	93.44	94.90	88.24	84.13	91.30	100	92.00
Back Prop.NN	Time Domain	92.99	93.42	77.88	86.03	93.91	99.22	90.58
	Time and Frequency Domain	91.15	90.57	84.94	89.84	93.04	98.70	91.37
Kohonen	Time Domain	86.53	88.41	75.06	49.84	76.89	97.66	72.04
	Time and Frequency Domain	81.94	67.19	55.93	56.41	74.64	91.49	79.07

1. GİRİŞ

1.1 Problemin Tanımı ve Çalışmanın Amacı

Elektrokardiyogram (EKG işareti) kalp hastalıklarının teşhisinde en çok kullanılan yöntemlerden biridir. EKG işaretlerinde ortaya çıkan ritim ve şekil bozuklukları aritmi olarak isimlendirilir ve kalp hastalıkları hakkında önemli bilgiler vermektedir. Aritmilerin bilgisayar ortamında analiz edilmesi, sınıflanması geçtiğimiz yıllarda birçok araştırmaya konu olmuştur. EKG işareti üzerinde aritmi analizi yapılabilmesi amacıyla yapay sinir ağları, genetik algoritmalar, kümeleme algoritmaları gibi metotlara dayalı birçok uygulama geliştirilmiştir.

EKG işaretinin bilgisayar ortamında incelenmesinde ortaya çıkan en önemli zorluklardan biri EKG dalga şeklindeki değişkenliktir. Yalnızca farklı hastaların değil, aynı hastanın dahi farklı şartlar ve zamanlarda alınan EKG örneklerinin çok farklı dalga formlarında olabildiği çeşitli çalışmalarla gösterilmiştir (Özbay 2004). Geçtiğimiz on yıllarda, EKG işaret analizinde kümeleme temelli algoritmalar diğer tekniklerle birlikte kullanılarak bu güçlüklerin azaltılmasına çalışılmıştır. Bu tekniklerin kullanıldığı alanlar EKG aritmi sınıflama, öznitelik seçimi, karakteristik noktalarının bulunması ve şekil analizlerinin yapılması şeklinde belirtilebilir.

Bilgisayar ortamında EKG analizinde karşılaşılan diğer bir problem de genel işaret işlemede kullanılan bakış açısı ve medikal alanda çalışan kardiyologların bakış açısı arasındaki farktır. Birçok araştırma, işaretlerin sınıflanmasında kardiyologlar ile aynı sınıflamaların oluşturulmasına ve klinik çalışmalarla tutarlı bir sınıflama tekniği oluşturmaya çalışmaktadır. Ancak EKG yapısındaki çeşitlilik, sınıflama sonuçları üzerinde bir standart oluşturulmasını ve bu amaca ulaşmayı zorlaştırmaktadır. Bu husustaki yeni uygulamalara olan ihtiyaç birçok araştırmada gösterilmiştir.

Yaptığımız çalışmanın amacı, EKG işaretlerinin zaman ve frekans uzayındaki öznitelikleri üzerine KKO tekniğine dayalı yeni bir kümeleme tekniği uygulayarak aritmilerin sınıflanmasında başarıyı ve hızı artırmaktır.

Uzun bir zaman aralığı incelendiğinde normal bir EKG işareti periyodik bir işaret olarak modellenenebilir. Literatürdeki birçok çalışma da bu modeli kullanarak EKG işaretini tek periyodu üzerinden analiz etmektedir. Ancak bu yaklaşımlar işaret işleme açısından doğru olmakla birlikte EKG detaylı analizi için genel kalabilmektedir. Medikal açıdan bakıldığında ise EKG işareti üzerindeki aritmilerin birden fazla EKG periyodu ile alakalı olduğu görülebilir (Tompkins ve diğ. 1981). Aritminin oluştuğu noktadan önceki EKG periyotları da aritmi ile alakalı birçok bilgiyi içerisinde taşımaktadır. Örneğin PVC, T on R ve APC gibi aritmilerin bir önceki periyottaki değişimle direkt ilgilidir (Şekil 2.10). Yapılan çalışmada, bu yaklaşım kullanılarak aritmi noktasından önceki EKG periyodu ile alakalı öznitelikler de sınıflamada kullanılmıştır.

Öznitelik seçiminde zaman içersindeki değişimlerin tam olarak yansıtılmasına dikkat edilmesi gereklidir. Bu amaçla yapılan çalışmada kardiyologlar tarafından aritmi teşhisinde kullanılan zaman uzayı öznitelikleri seçilmiştir.

İşaretin zaman uzayındaki öznitelikleri aritmi teşhisinde her zaman yeterli olmayabilir. İşaretteki hızlı ve yavaş değişimlerinin frekans uzayında incelenmesi yapılacak incelemede doğruluğu arttırabilmektedir. Frekans uzayındaki incelemede yüksek frekanslı kısımlarda daha dar örnek aralığına sahip bir pencere fonksiyonu ile örnek alınması ve alçak frekanslı kısımlarda daha geniş bir pencere seçilmesi gerekmektedir. Yüksek frekans için pencere küçük seçilirse düşük frekans işaretleri pencereye sığmayacak ve dolayısı ile incelenmesi güçleşecektir. Pencere çok geniş seçilirse aynı pencereye birden fazla işaret kısmı girebileceğinden yine problem olacaktır. Bu durum, zamanda ya da frekansta çözünürlüğün ayrı ayrı sağlanabilmesi şeklinde bir probleme sebep olur.

EKG işaretlerinin incelenmesinde ortaya çıkan frekans-zaman çözünürlük problemini gidermek amacıyla ayırık dalgacık dönüşümü (ADD) tekniği kullanılmıştır. ADD sayesinde işaret farklı frekans bantları ve çözünürlük değerleri için incelenebilmektedir. Ancak ADD uygulandığında öznitelik sayısı çok artmaktadır. Bu durum sınıflayıcı performansını olumsuz etkilemektedir. Bu problemin çözümü için ÇBTBA tekniği kullanılmıştır. Bu teknikte ayrıştırma sonunda elde edilen tüm alt bantlara ayrı ayrı TBA uygulanmıştır. Her bant için en çok enerji taşıyan öznitelikler ara bir sınıflayıcı GYYSA kullanılarak seçilmiştir.

Geliştirilen yöntemin uygulanmasında EKG işareti önce FIR filtre kullanılarak gürültüden arındırılmıştır. Daha sonra medyan filtre temelli EKG taban düzeltme algoritması ile işaretin taban hattı düzeltilmiştir. EKG zaman uzayı öz niteliklerini tespiti için pencere fonksiyonlarına dayalı bir öz nitelik bulma işlemi gerçekleştirilmiştir.

İşaretlerin sınıflanması aşamasında kümelemeye dayalı yeni bir teknik kullanılmıştır. Kullanılan kümeleme tekniğinin başarımı sınıflama başarımını direk etkilemektedir. Bu alanda başarımı yükseltmek için KKO temelli geliştirilen yeni bir kümeleme tekniği kullanılmıştır. Geliştirilen yöntemde denetimsiz ve denetimli öğrenme teknikleri bir arada kullanılmıştır. KKO tekniği ile her sınıf için ayrı ayrı kümelere ayrılma işlemi gerçekleştirilmiştir. Kümeleme işleminde sınıfların belirli olması denetimli ve kümelerin oluşturulması ise denetimsiz öğrenme yöntemlerine karşı düşmektedir. En son aşamada EYK sınıflama algoritması ile test işaretlerinin sınıflaması gerçekleştirilmiştir.

Yeni geliştirilen sistemin başarımının mukayese edilebilmesi için paralel olarak denetimli öğrenme tekniği kullanılan GY ve denetimsiz öğrenme tekniği kullanılan Kohonen temelli YSA uygulamaları geliştirilmiştir.

GYYSA denetimli öğrenme yöntemi kullanan bir YSA modeli ile geliştirilen yeni tekniğin mukayese edilebilmesi için kullanılmıştır. Ayrıca GYYSA aritmi sınıflama alanında literatürde en çok kullanılan YSA tiplerinden biri olduğu için KKO tekniği ile mukayese edilmesi önem arz etmektedir.

Kohonen, ağırları yarışmalı öğrenme mekanizmasına sahip denetimsiz ağırlardır ve Öklid mesafesini kullanan “kazanan hepsini alır” kuralı gereğince işlemler gerçekleştirilir. Kohonen ağırları öğrenme yöntemi itibarıyla KKO temelli tekniğe benzemektedir. Giriş uzayındaki öznitelik vektörlerinin hangi sınıfa ait olduğu bilinmez ve eğitim sonunda üretilen düğümler bir etiketleme yöntemi kullanılarak etiketlenir. Kohonen ağı denetimsiz öğrenme yöntemi kullanan bir YSA modeli ile geliştirilen yeni tekniğin mukayese edilebilmesi için kullanılmıştır.

1.2 Çalışmanın Kapsamı

Bu çalışmada, kalp işaretlerinin (EKG) incelenmesinde yeni bir metot önerilmiştir. QRS işaretinde ortaya çıkan anormalliklerin (aritmi) teşhisinde kullanılacak KKO

teknikine dayalı yeni bir kümeleme algoritması geliştirilmiştir. Yapılan çalışmada, KKO teknikine dayalı kümeleme algoritmasının medikal sahada kullanımı ile oluşan avantajlar gösterilmiştir. Geliştirilen algorithmada bu teknikin kullanılması hız ve doğruluk açısından sonuçlar kısmında bahsedilecek iyileşmeleri sağlamıştır. Ayrıca literatürdeki KKO teknikine dayalı kümeleme çalışmalarının iyileştirilmesi için de mevcut algoritmalara yerel aramaya dayalı EYK eklenmesi önerilmiştir.

Geliştirilen uygulamada ilk safhada, EKG işaretinin temizlenmesi ile alakalı işlemler yapılmıştır. Bu safha işaretin filtrelenmesi, taban hattının bulunması ve öz nitelik çıkarılması işleminden oluşmaktadır. Öğrenme aşaması KKO temelli bir kümeleme algoritması ile gerçekleştirilmektedir. Yeni geliştirilen sistemin başarımının mukayese edilebilmesi için paralel olarak YSA ve Kohonen ağı uygulamaları geliştirilmiştir. Son safhada geliştirilen algoritmanın test edilmesi ve doğruluk sonuçlarının mukayesesi gerçekleştirilmiştir. Sistem doğruluğunun tespiti için duyarlık kriteri olarak seçilmiştir.

Bu metodun testi için MIT-BIH veritabanı tek kanal işaretleri kullanılmış ve altı farklı ve önemli aritmi tipi kullanılmıştır. Bu aritmi tipleri normal sinüs aritmi, erken karıncık atımları (“premature ventricular contraction”, PVC), erken kulakçık atımları (“atrial premature contraction”, APC), sağ dal blok (“right bundle branch block”, RBBB), karıncık füzyonu (“Ventricular Fusion”) ve füzyon (“fusion”) şeklindedir. EKG örnekleri veritabanındaki 32 farklı hastadan alınmıştır. Kayıtlar arasında rasgele örnekleme ile seçilen EKG işaretleri ile farklı eğitim ve test kümeleri üzerinden uygulama başarımı araştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, kullandığımız teknikin hız ve doğruluk açısından başarımını göstermektedir.

2. EKG İŞARETİ YAPISI

Tıp elektronğinde bilgisayar kullanımı 1960'lı yıllarda başlamıştır. Bu yıllarda kalpten alınan elektrokardiyogram (EKG) ve beyinden alınan elektroensafalogram (EEG) işaretleri dijital bilgisayarlar yardımı ile analiz edilmeye başlandı. Tıp elektronğinde mikrobilgisayarların kullanımına ise 1970'li yıllardan itibaren başlandı. Tıp elektronğinde bilgisayar; veri toplama, işleme ve saklama gibi tüm temel işlemlerde kullanılmaktadır.

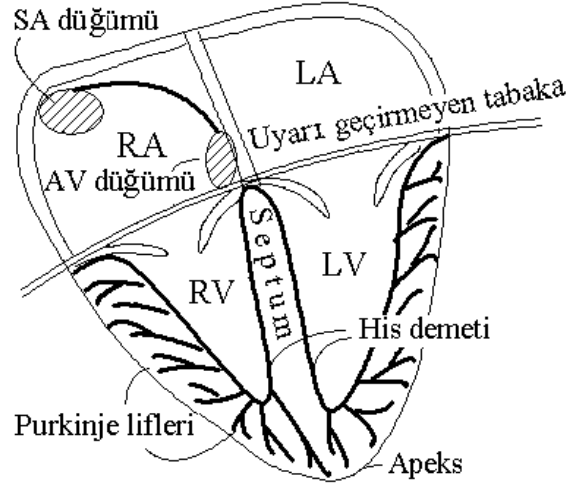
2.1 Kalbin Fizyolojisi

Kalp, birbirini izleyen dönemler boyunca hiç durmadan belirli bir elektrik potansiyel üreten ve bu etkinliğin ardından kontraksiyon olarak da adlandırılan mekanik işi yapan bir organdır. Bu yüzden kalp bir elektromotor kuvvet kaynağı olarak düşünülebilir (Korürek 1996).

Kalp kası, çok sayıda ince uzun hücreden oluşan bir dokudur. Yan uzantılarının yardımıyla yer yer birleşen kalp kası hücreleri, bir takım diskler ("diskus interkalaris") aracılığı ile uç uca bağlanarak dizilirler. Kalp kasının kasılması için ön koşul, hücre membranının elektriksel anlamda uyarımıdır. Elektriksel anlamda uyarımı mekanik harekete dönüştüren ana etmen kalsiyum (Ca^{++}) iyonudur. Dinlenme durumundaki miyokard hücresinde belirli uyarım tarafından başlatılan elektrokimyasal içerikli etkinliğe aksiyon potansiyeli ya da elektriksel sistol denir. Aksiyon potansiyeli, depolarizasyon ve repolarizasyon aşamalarından oluşur. Hücrenin repolarizasyonu izleyerek başlangıç durumundaki özelliklerine dönmesi ile dinlenme potansiyeli (elektriksel diyastol) gelişir.

2.1.1 Kalp Hücresinin Membranı

Membranın elektrofizyolojik açıdan temel özelliği iyonların bir yandan diğer yana iletilmelerini sağlayan geçiş yerleri içermesidir. Bu iyon geçitleri kanal adı verilen açıklıklar biçiminde ya da taşıyıcı protein bileşiklikleri niteliğinde yapılanmışlardır (Şekil 2.1).



Şekil 2.1 Kalbin temel yapısı (Korürek 1996)

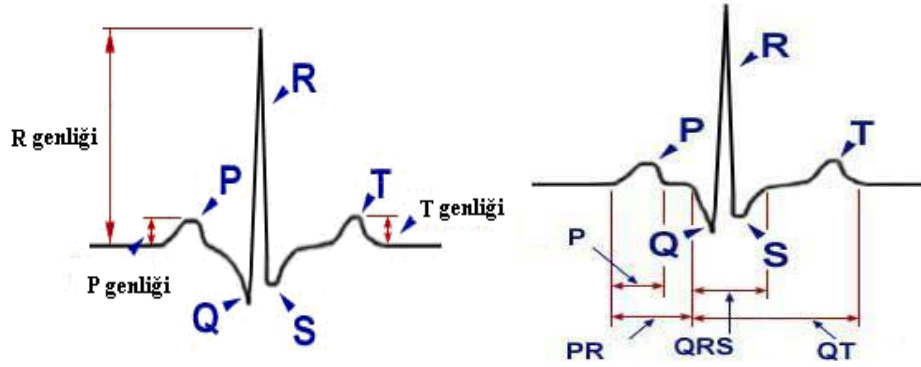
İyonları yüksek yoğunlukta oldukları yerden düşük yoğunluktaki yere ileten ve böylece pasif difüzyonlarını gerçekleştiren kanallar, seçici olarak belli iyon türleri geçirirler ve buna göre sodyum (Na) kanalı, kalsiyum kanalı, potasyum (K) kanalı olarak adlandırılırlar. Kanallar genellikle birden çok kapı ile denetlenen geçiş aralıklarıdır. Protein yapısındaki kapıları membran potansiyelinin belirli bir düzeye ulaşması ile açılan kanallara gerilim bağımlı kanallar denir. Sodyum kanalları -90 mV dolayındaki membran potansiyelinin -65 mV dolayına ulaşması ile açılmaktadır. Buna karşın kalsiyum kanallarının çoğu -40mV dolayında etkinleşirler. Gerilim değişikliği ile açılan kanallar yine gerişim değişimi ve zamana bağımlı olarak kapanırlar.

Bir iyonun, sürekli olarak hücre dışından hücre içine ya da hücre içinden hücre dışına tek yönlü bir hareketi söz konusu değildir. Kalbin elektriksel dolayısı ile mekanik etkinliğinin belirli bir düzen içinde art arda yinelenebilmesi için, elektriksel siklusun bir döneminde hücreye giren ya da hücreden çıkan iyonun o siklus içinde yerine dönmesi gereklidir. Depolarizasyon evresinde kendine özgü kanallar içinden geçerek hücreye giren Na iyonu, Na-K pompası tarafından yeniden hücre dışına çıkarılır.

Bir iyonun difüzyon yönünü ve hızını belirleyen başlıca etmenler, kanalların ya da taşıyıcı protein bileşiklerinin sayıları ve nitelikleri, membranın iki yanındaki iyon yoğunlukları arasındaki farkı (yoğunluk gradyanı), membrandan geçemeyen diğer iyonların oluşturdukları elektriksel potansiyel ve iki yandaki basınç farkı olarak sıralanabilir.

2.2 EKG'nin Yapısı

Kalbin kasılması ve gevşemesi sırasında oluşturduğu elektriksel potansiyel değişiminin bedenın iletken bir ortam gibi davranmasından yararlanılarak zamana karşı çizdirilip kaydedilmesine elektrokardiyografi, bu kaydedilen (görüntülenen) değişimlere elektrokardiyogram (EKG), elektrokardiyografi sırasında kullanılan ve temelde değiştirilip geliştirilmiş bir galvanometre olan aygıta ise elektrokardiyograf denir. Elektrokardiyogram üzerinde, kalbin elektriksel potansiyeline ilişkin yön, genlik ve zaman içinde değişim gibi bilgiler yer alırlar. Normal EKG, izoelektrik hat üzerinde sıralanan ve P, Q, R, S, T, U adları verilen dalgalardan oluşur. Q, R ve S dalgaları EKG işaretinin en belirgin ve kolay gözlemlenebilir kısmı olan QRS kompleksini oluştururlar (Şekil 2.2).



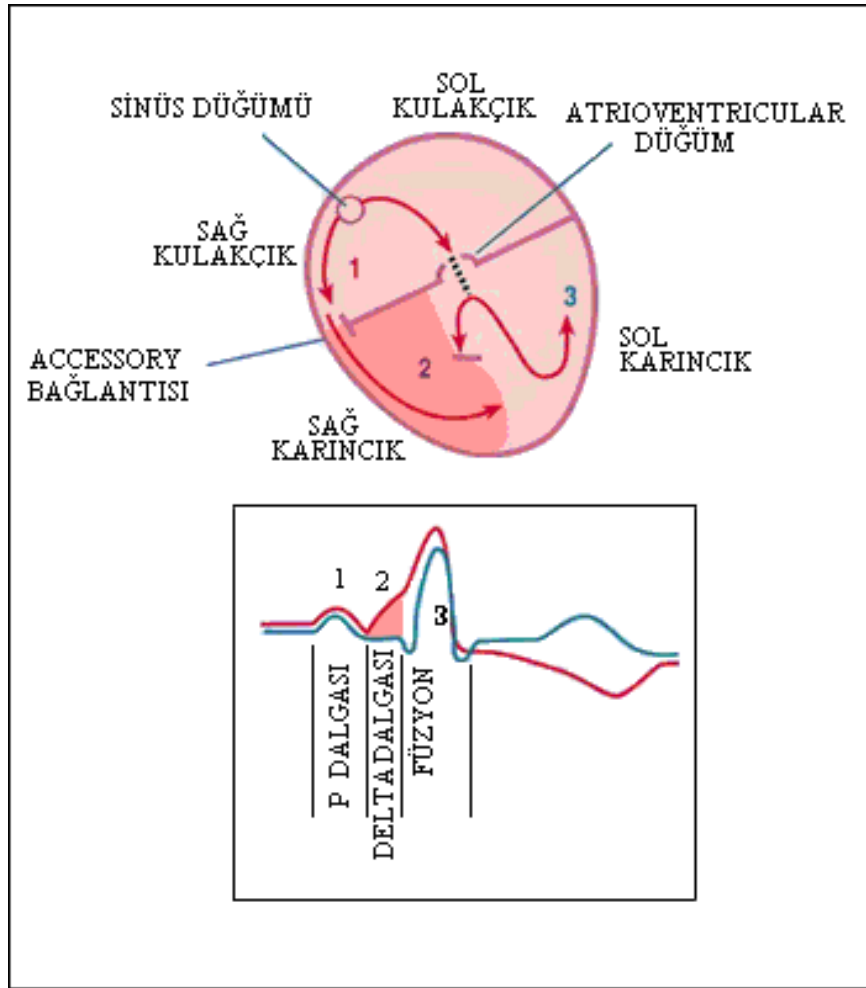
Şekil 2.2 a) EKG işareti genlik

b) EKG işareti süre (www.vetgo.com)

Bu bölümde ilk olarak QRS dalgasının genel incelenmesi yapılacak daha sonra P, Q, R, S, T dalgaları hakkında ayrı ayrı bilgi verilecektir. Öncelikle bu işaret yapılarının anlaşılması için gerekli olan kalbin uyarı iletim yolları ve derivasyon kavramları incelenecektir.

2.3 Kalbin Uyarı İletim Yolları

Kalbin doğal ya da birincil (“primer”) uyarı odağı, üst vena kava ile sağ kulakçık kavşağı arasındaki terminal sulkusta yer alan (“sinüsatriyum”) (SA) düğümüdür. Kalp, kulakçık ve karıncıklarıyla, SA düğümü kontrolünde kasılır. SA düğümü, ön, orta ve arka internodal yollar aracılığı ile atriyoventriküler (AV) düğümüne bağlanır (Şekil 2.3).

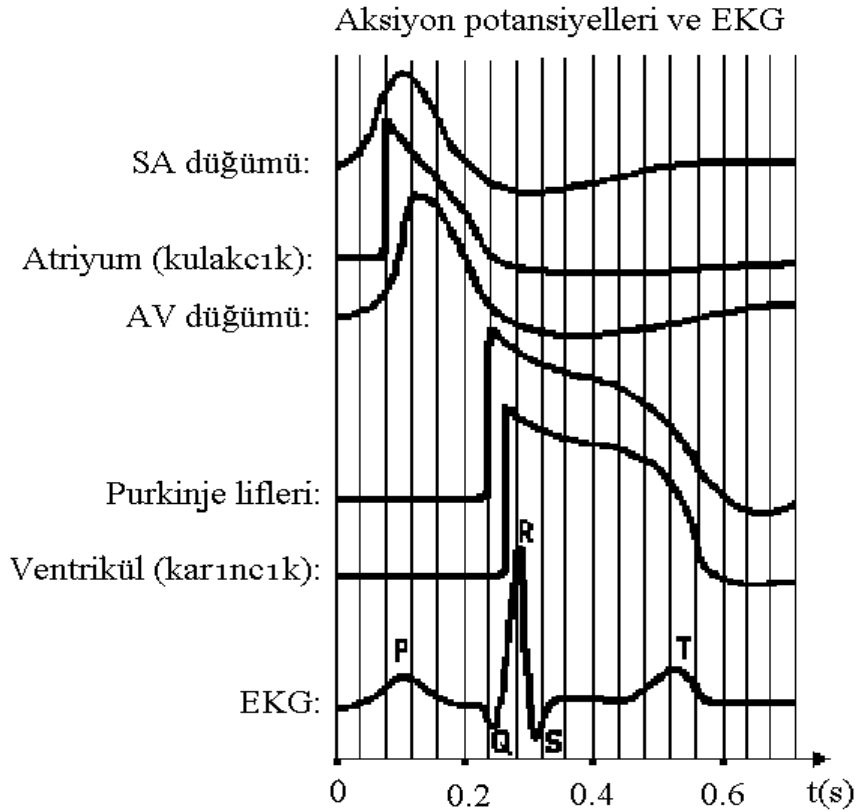


Şekil 2.3 Kalpte uyarı iletim yolları (www.vetgo.com)

SA düğümü tarafından üretilen doğal uyarı, ön, orta ve arka internodal yollar aracılığı ile önce sağ kulakçığa, ardından kulakçık septumuna ve son olarak sol kulakçığa yayılır (Şekil 2.3). Buna göre sol kulakçığın depolarizasyonu, sağ kulakçığın depolarizasyonundan daha sonra oluşur. Kulakçık depolarizasyonunun elektrokardiyogramdaki karşılığı P dalgasıdır. Kulakçık repolarizasyonu ise genellikle QRS kompleksi içinde maskelenir.

Kulakçık depolarizasyonunu gerçekleştirerek internodal yollar aracılığı ile AV kavşağına ulaşan uyarı önce AV düğümüne girer. AV düğümünün üst kesiminde yavaşlayan uyarı iletimi, düğümün orta kesiminde en düşük hıza iner ve düğümün alt kesiminde yeniden hızlanmaya başlayarak purkinje ipliklerinde en yüksek değere ulaşır. Elektrokardiyogramdaki PR, daha doğru bir deyiş ile PQ aralığı, SA düğümünden kaynaklanan uyarının karıncıklara ulaşması için geçen süreyi gösterir.

Atriyoventriküler düğüm ile his demetine ulaşan SA uyarı, sağ ve sol dallara girerek karıncıklara yayılır. Uyarı ya da depolarizasyon, karıncık duvarında, endokardiyal yüzden epikardiyal yüze doğru ilerler. Karıncık depolarizasyonunu yansıtan EKG dalgaları QRS kompleksini oluşturur. QRS aralığı, uyarının karıncıklara yayılma süresidir. QRS kompleksini izleyen T dalgası, karıncık repolarizasyonunu gösterir. Şekil 2.4'te kalp hücrelerine ait aksiyon potansiyelleri ile EKG arasında ilişki mevcuttur.



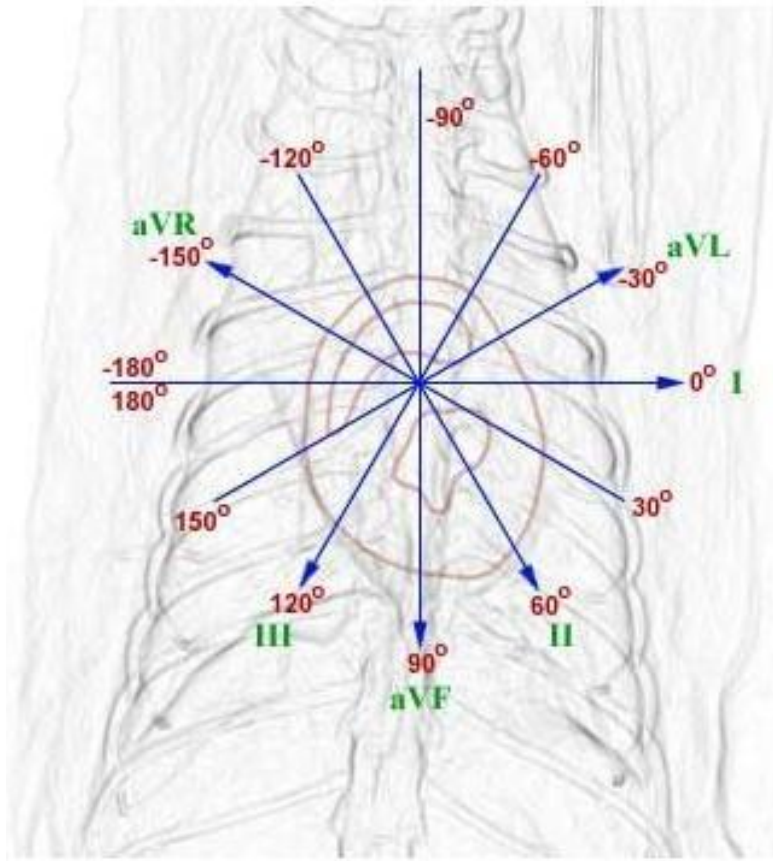
Şekil 2.4 Aksiyon potansiyelleri ve EKG (Korurek 1996)

2.4 Derivasyonlar

EKG örneklerinin açıklanıp kavranmalarında derivasyonlar önemli bir yer tutarlar. Günlük EKG uygulamaları sırasında kullanılan 12 derivasyon çevre derivasyonları ve göğüs derivasyonları olarak iki gruba ayrılırlar. Derivasyon eksenleri Şekil 2.5'te gösterilmiştir.

Çevre derivasyonları da bipolar (standart) ve unipolar olarak iki gruba ayrılırlar.

a.) Bipolar taraf derivasyonları, bedenin iki noktası arasındaki potansiyel farkını saptamaya yararlar ve I, II, III olarak gösterilirler (Şekil 2.5).



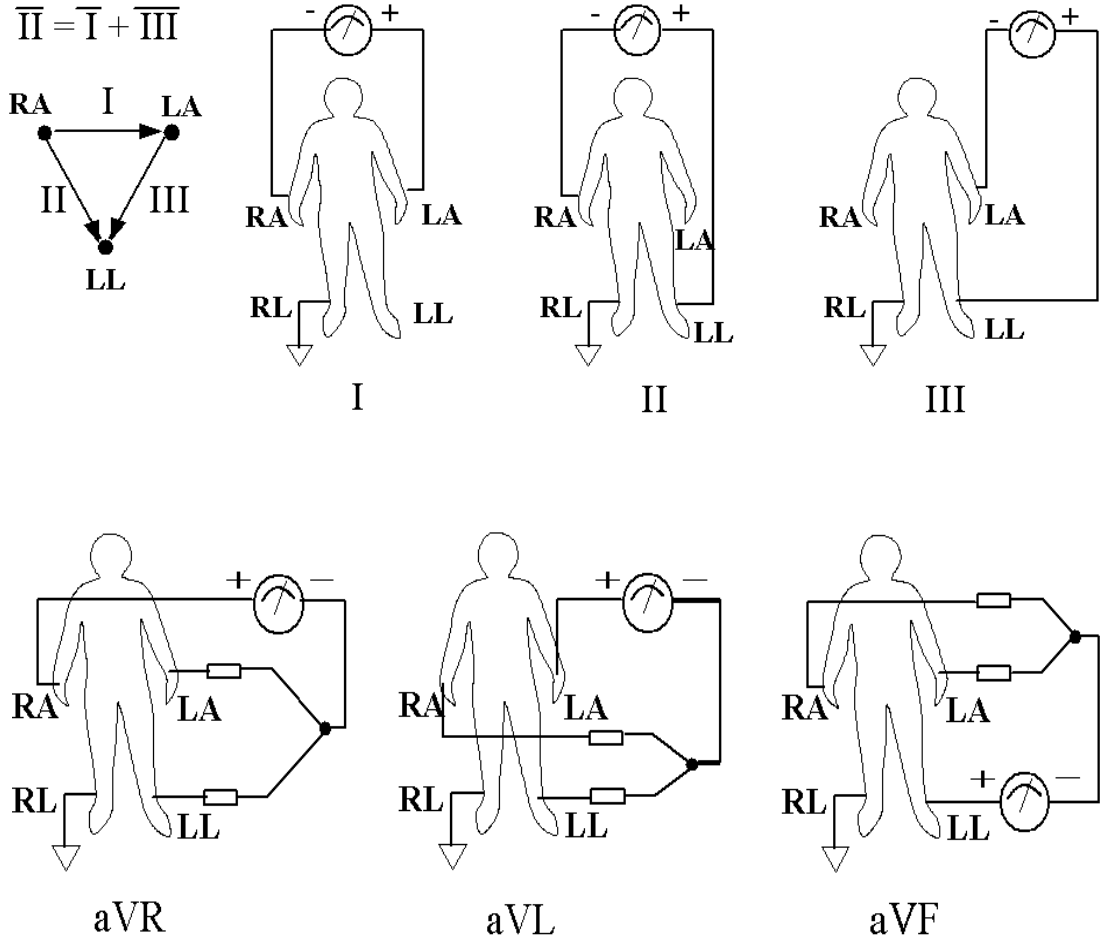
Şekil 2.5 Derivasyon eksenleri (www.vetgo.com)

Elektrokardiyografi aygıtının negatif ucuna bağlı elektrodun sağ kola, pozitif ucuna bağlı elektrodun ise sol kola bağlanması ile elde edilen bipolar çevre derivasyonu, derivasyon I'dir. Bu derivasyon sağ ve sol kol arasındaki potansiyel farkını yansıtır (Şekil 2.6).

Elektrokardiyografin negatif ucuna bağlı elektrodun sağ kola, pozitif ucuna bağlı elektrodun ise sol bacağına bağlanması ile derivasyon II düzenlenmiştir. Böylece sağ kol ve sol bacak arasındaki potansiyel farkı ölçülmüş olur (Şekil 2.6).

Elektrokardiyografin negatif ucuna bağlı elektrodun sol kola, pozitif ucuna bağlı elektrodun sol bacağına bağlanması ile derivasyon III düzenlenmiştir. Sol kol ile sol bacak arasındaki potansiyel fark derivasyon III' de ölçülür (Şekil 2.6).

Sağ kola, sol kola ve sol bacağına yerleştirilen elektrotlara bağlı teller birleştirilirse Wilsonun santral terminal olarak adlandırılan ortak bir uç elde edilir. Kapalı bir devreyi oluşturan üç yük arasındaki çevresel toplam yük farkının sıfır olduğu Kirchhoff yasasına bilindiğine göre, santral terminalin sağ kol, sol kol ve sol bacak arasındaki toplam potansiyel fark sıfır olur ve bu terminal nötr bir ortak elektrot gibi davranır.

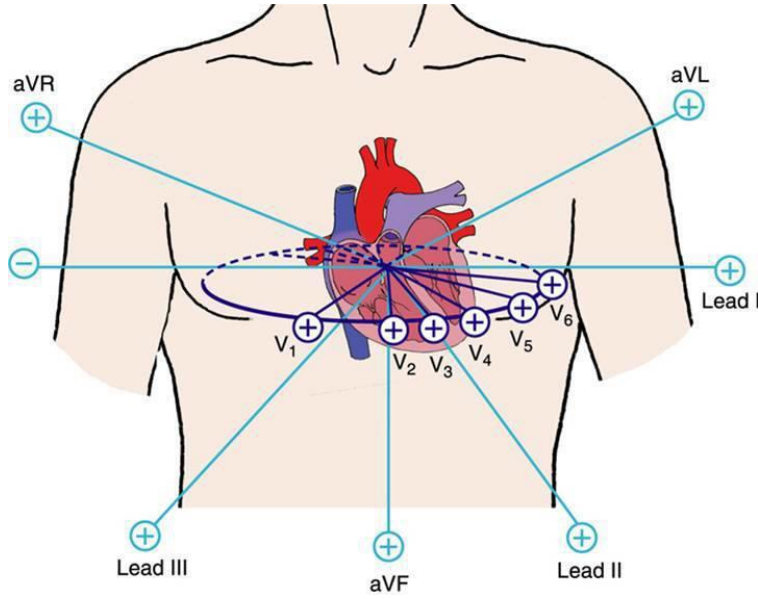


Şekil 2.6 Çevre derivasyon bağlantıları (Korurek 1996)

Santral terminal, elektrokardiyografin negatif ucuna iliştilir ve pozitif ucuna bağı bir araştırıcı elektrot sırası ile sağ kola, sol kola ve sol bacağı yerleştirildiğinde aVR, aVL, aVF olarak gösterilen unipolar taraf derivasyonları elde edilir. Bu unipolar derivasyonlar aracılığı ile çizilen potansiyel genlikleri küçük olduğı için bunların yerine Goldberger tarafından ölçülen ve potansiyel genliklerini 1.5 kat artıran yeni bir düzenleme getirilerek kullanıma sokulmuştur. Goldberger'in güçlendirdiğı unipolar taraf derivasyonlarını oluşturmak için izlenmesi gereken temel yol, elektrokardiyografin pozitif ucuna bağı araştırıcı elektrot hangi tarafa yerleştirilmiş ise, o tarafın santral terminali ile ilişkisini kesmektir. Bu yöntemle elde edilen derivasyonlar aVR, aVL, aVF olarak gösterilirler (Şekil 2.6).

Merkezi Terminal, Wilsonun öngördüğü biçimde elektrokardiyografin negatif ucu ile birleştirilir ve aygıtın pozitif ucuna bağı bir araştırıcı elektrot, bu kez prekardiyumun belirli noktalarında gezdirilirse unipolar göğüs derivasyonları elde edilir. Araştırıcı elektrodun, sternumun hemen sağ yanına ve dördüncü kosta aralığına konması ile V1 sternumun hemen sol yanına ve yine dördüncü kosta aralığına konması ile V2, sol orta

klavikula çizgisi ile beşinci kosta aralığının kesiştiği noktaya yerleştirilmesi ile V4 derivasyonları oluşur. V3 derivasyonunu yeri V2 ile V4 ün tam ortasıdır. V4 noktasından geçen yatay çizginin, koltuk çizgisi ile kesişme noktası V5 i, orta koltuk çizgisi ile kesişme noktası ise V6'yı verir. Az da olsa sol göğüs yarımındaki elektrot yerlerinin, sağ göğüs yarımındaki karşılıkları kullanılarak V3, V4, V5, V6 derivasyonları düzenlenir (Şekil 2.7).



Şekil 2.7 Unipolar göğüs derivasyonları bağlantıları (www.akdeniz.edu.tr/tip/)

Bipolar taraf derivasyonlarına ilişkin elektrot çiftlerini birleştiren kavramsal düz çizgilere derivasyon eksenleri denir. Eksenin pozitif ucu, pozitif elektrodun yer aldığı ucudur. Derivasyon I, II, ve III ilişkin eksenler çizildiğinde, Einthoven adı ile bilinen üçgen elde edilir. Tam doğru olmayan bir takım varsayımlara dayanılarak frontal düzlemde yer alan bu üçgenin eşkenarlığı olduğu, köşelere eş uzaklıkta olan merkezin sıfır noktasını gösterdiği, üçgenin merkezinde kalbin anatomik merkezinin yer aldığı, kalbin elektriksel merkezi ile anatomik merkezinin çakıştığı öngörülür. Üçgenin köşelerinde, unipolar taraf derivasyonlarına ilişkin pozitif uçlar yer alırlar. Unipolar derivasyon eksenleri üçgenin köşelerini üçgenin merkezine birleştiren doğrular çizilerek elde edilirler. Eksenlerin, üçgenin karşı kenarını kestikleri noktalar, söz konusu derivasyonların gerçekte olmayan kuramsal negatif uçları yerlerine geçerler. Unipolar derivasyon eksenlerinin, üçgenin pozitif ucu gösteren köşeleri ile sıfır

noktasını yansıtan merkezi arasında kalan bölümleri, eksenlerin pozitif kesimlerini oluştururlar.

Unipolar göğüs derivasyon eksenleri içinde yatay düzlemde yapılması gereken işlem söz konusu derivasyonların perikordium'daki pozitif uçlarını üçgenin merkezi ile birleştirmektir. Eksenlerin pozitif uçları ile kalbin merkezi arasında kalan bölümleri pozitif eksen kesimlerini, merkezin öte yanında kalan kesimleri ise eksenin negatif kesimlerini oluştururlar. Derivasyon V1 ve derivasyon V6' nın eksenleri arasında yaklaşık 115 derecelik bir açı vardır.

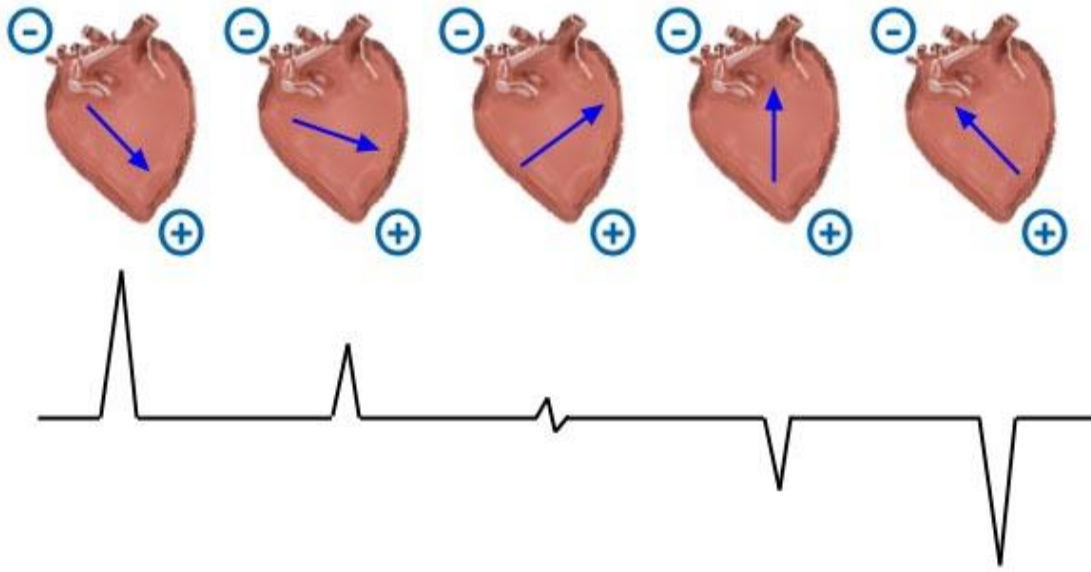
Bipolar taraf derivasyonlarının Einthoven üçgenin merkezinden geçecek gibi kaydırıldıklarında, tümü bir noktada kesişen ve birbirleri ile 30'ar derecelik açılar yapan altı eksenli bir referans sistemi elde edilmiş olur. Bu sistemde, derivasyon I in pozitif ucu 0 derece, negatif ucu 180 derece, derivasyon II nin pozitif ucu +60 derece, derivasyon aVF nin pozitif ucu +90 derece, derivasyon III ün pozitif ucu ise +120 derece olarak gösterilir. Eksenlerin öbür uçları -30, -60, -90, -120, ve -150 dereceri bildirirler. Taraf derivasyonu eksenlerinden oluşan ve frontal düzlemde yer alan bu sistemden, kalbin elektriksel eksenini belirlemek için yararlanılabilir.

Göğüs duvarı üzerinde yer alan pozitif uçlar, kalbin merkezi ile birleştirilerek göğüs derivasyonları eksenleri elde edilir. Eksenlerin merkezin ötesinde kalan uçları negatiftir.

Tez kapsamında kullanılan MIT BIH veritabanında ilk kanalı olan MLII için elektrotlar göğüs üzerine yerleştirilir. MLII, II derivasyonunun benzer bir yapıdadır. İkinci kanal için de elektrotlar göğüs üzerine yerleştirilirler. Bu durumda V1 derivasyonunun benzer bir yapı kullanılmaktadır. Normal QRS'ler ilk kanalda belirgindir. İkinci kanalda ortalama eksen kalp ortalama eksenine ortogonal olduğundan normal QRS'ler neredeyse sıfır olarak gözükür. İkinci kanalda aritmi vuruları normale göre daha belirgindir. Klinik kayıtlarında da olduğu gibi bazı örnek dosyalarında negatif genlikli R dalgası gibi istisnai durumlar olabilmektedir.

2.5 Kalp Vektörü

Elektrokardiyogram örneklerinin oluşumunu kavrayabilmek için kalp vektörü kavramının da anlaşılması gerekmektedir. Aşağıda kalbin çeşitli durumlarında oluşan işaret görülmektedir (Şekil 2.7).



Şekil 2.8 Kalp vektörü ve EKG işaretleri (www.vetgo.com)

Elektrik akımının çıktığı pozitif bir uç ile akımın girdiği negatif bir ucun, iletken bir ortamda, birbirine yakın olarak yerleştirilmesine dipol denir. Eş değerli ama ters yüklü iki uç anlamına gelen dipol elektriksel etkinliği en küçük birim sayılabilir. Dipolün iki ucunu birleştiren çizgiye dipol eksen denir. Dipolün yerleştirildiği ortam ileri derecede iletken yani dirençsiz olduğu durumlarda akım pozitif uçtan negatif uca düz bir çizgi biçiminde akar. Ortamın iletken ama dirençli olduğu durumlarda (volümlü iletken ortamı) akım pozitif ve negatif uçlar arasında uzun, eğik ama düzenli çizgiler oluşturarak ilerler. Akım çizgileri tarafından belirlenen bölge akım alanı olarak adlandırılır. Akım alanındaki birbirine eş değerdeki potansiyel noktaları, akım çizgilerine yaklaşık dikey konumdaki eş potansiyel çizgilerini oluştururlar. Eş potansiyel çizgilerinin dağılımına göre, dipol orta noktasında dik olan doğru boyunca ve dolayısı ile eksenin tam ortasında potansiyel değeri sıfırdır. Sıfır potansiyel çizgisinin, dipolün pozitif ucuna doğru olan yanında gittikçe artan pozitif potansiyel değerleri, dipolün negatif ucuna doğru bakan yanında ise gittikçe artan negatif potansiyel değerleri sıralanırlar.

Potansiyelin ölçümü için, voltmetre olarak düzenlenmiş bir galvometrenin ucunun, dipolü çevreleyen volümlü iletkenin yüzeyindeki bir noktaya yerleştirilmesi yeterlidir.

Dipolün çevresinde saptanan potansiyel değerleri, temelde dipol momenti (dipol değeri) denilen vektörel bir niceliğin ürünüdür. Dipolün yüklerinden biri q , yükler

arasındaki uzaklık d ise dipol moment $p=2dq$ dir. Dipol vektörü, dipol ekseninde yerleştirilen ve eksenin orta noktasından başlatılan bir okla belirtilir. Dipol vektörünün ucu pozitif yüke bakmalıdır.

Volümlü iletken yüzeyinin belirli bir noktasına uniplor derivasyona ilişkin pozitif araştırıcı elektrodun yerleştirildiği varsayıldığında, elektrodun bulunduğu nokta ile dipol ekseninin merkezini birleştiren doğru çizilerek o derivasyonun ekseninde elde edilebilir.

Volümlü iletkenin yüzeyinin iki simetrik noktasına, bipolar bir derivasyonun pozitif ve negatif uçları yerleştirildiğinde iki uç arasındaki potansiyel farkını kabaca ve vektörel anlamda gösterebilmek için dipol vektörünün derivasyon ekseninde izdüşümü alınabilir.

2.6 EKG İşaretinin Kısımları

Normal sağlıklı QRS kompleksi, çevre derivasyonlarında ölçülür ve en büyük değeri alınır. Erişkinler için geçerli bir değer olan QRS bileşiğinin süresi 0.10 sn yi geçmez.

EKG işareti gösteriminde genellikle 0.1 milivolt(mV) genliği 1 milimetre(mm) ile gösterir. Buna göre QRS bileşiğine ilişkin en büyük dalganın genliği çevre derivasyonlarında 8 mm'den, göğüs derivasyonlarında ise 10' mm den küçük ise düşük QRS genliğinden söz edilebilir (Korürek 1996).

2.6.1 P dalgası

Kulakçıkların depolarizasyonunu yansıtan P dalgasının tepesi yuvarlak, sivri, ya da çentikli olabilir. Tepecikler arası 0.03 saniyeyi aşmadıkça çentiklenme normal bir görünümdür. Erişkinlerde P dalgasının genişliği en çok 0.10 sn olup genliği 2.5 mm den küçüktür. En büyük P dalgasına genellikle derivasyon I ve II de rastlanır. Sinüs ritimli kişilerde P dalgası derivasyon I, II ve aVF de pozitif, aVR de negatif , aVL de pozitif yada negatif ya da iki fazlı, V1'de ise genellikle iki fazlı ya da negatiftir.

2.6.2 Q dalgası

Q dalgası, normal olarak derivasyon I ve II de 0.04 sn den kısa, 2 mm den ve izleyen R dalgasının %25'inden daha küçüktür. Buna karşılık derivasyon III deki Q dalgası sağlıklı kişilerde bile en az 0.04 sn süreli ve 6 mm kadar derin olabilir. Derivasyon III

de yer alan bu nitelikteki Q dalgasının anlamını, diğer derivasyonlardaki Q dalgalarının özelliklerini belirler. Derivasyon aVR de, normal olarak, 0.04 sn genişliğinde ve değişik derinliklerde Q dalgası ya da QS örneği görülebilir. Derivasyon aVL deki Q dalgası 0.04 sn den dar, 2mm den ve izleyen R dalgasının %50 sinden daha küçüktür. Derivasyon aVF deki Q dalgasının normal kişilerde, genişliği 0.04 sn den dar, derinliği 2mm den ve izleyen R dalgasının % 15 inden küçüktür.

V4, V5 ve V6 gibi sol göğüs derivasyonlarında görülebilen Q dalgaları 0.04 sn'den dar ve izleyen R dalgasının %15'inden küçüktür.

Normal R dalgası genliği derivasyon I de 14 mm den, aVL de 12 mm den, aVF de 21 mm den, V4'de 7 mm den, V5 de 26 mm den, V6 da 21 mm den küçüktür. S dalgasının derinliği ise derivasyon V1'de 21 mm den, V2 de ise 30 mm den küçüktür.

QRS bileşiğinin sonlandığı nokta T dalgasının başlangıcını birleştiren aralık ST bölümü olarak adlandırılır. QRS bileşiği ile ST bölümü arasındaki kavşak J harfi ile gösterilir.

2.6.3 T dalgası

Karıncık repolarizasyonunu yansıtan T dalgasının erişkinlerdeki normal süresi 0.10-0.25 saniyedir. Derivasyon I, II, V2-V6 da pozitif, aVR de genellikle negatif, aVF ve aVL de pozitif, yassı, iki fazlı ya da negatiftir. Otuz yaşın üzerindeki erişkinlerde, derivasyon V, de negatif olabilen T dalgası, otuz yaşın altındaki gençlerde V2 ve V4 de bile negatif görülebilir

2.6.4 U dalgası

T dalgasını izleyen ve nasıl oluştuğu kesin olarak bilinmeyen bir dalgadır. Normal kişilerde de görülebilir. Genliği kendisinden önceki T dalgasının genliğinin % 25 ini geçmez. Derivasyon V2-V4 de 2 mm yi aşmayan U dalgasına rastlanabilir. T dalgasının pozitif olduğu derivasyonlarda U dalgası da pozitifdir. U dalgasının negatif ya da önceki T dalgasından daha büyük genlikli olması normal bir bulgu değildir.

2.6.5 ST aralığı

ST bölümü genellikle taban çizgisi üzerinde uzanır. ST bölümünün yukarıya ya da aşağıya kayma derecesini değerlendirmek amacı ile önceki ya da sonraki TP aralığı

referans çizgisi olarak kullanılır. TP çizgisinin seçilemediği ya da taban çizgisi üzerinde yer almadığı durumlarda PR bölümü referans olarak alınır.

ST bölümünün taraf derivasyonlarında 1 mm den yukarıya ya da 0.5 mm den aşağıya kayması normal bir bulgudur. ST bölümünün daha çok göğüs derivasyonlarında, kimi olgularda ise taraf derivasyonlarında 2 ya da 3 mm yukarıya kayması normal olup erken repolarizasyon olarak adlandırılır. Bu durumda ST bölümü açıklığının yukarıya baktığı, izleyen T dalgasının pozitif yüksek ve geniş tabanlı olduğu görülür.

2.6.6 QT aralığı

Karıncıkların depolarizasyon ve repolarizasyonu için geçen toplam süreyi yansıtan QT aralığı, QRS bileşiğinin başlangıcından T dalgasının bitimine kadar olan uzaklığı kapsar. Erişkinlerde normal olarak 0.35-0.44 sn arasında değişen QT aralığı, kalp hızı ile olan bağımlılığı nedeni ile düzeltilerek bildirilir. Bazett eşitliği uyarınca kalp hızına göre düzeltilmiş QT aralığı, sn olarak ölçülen QT uzaklığı, sn birimi ile RR aralığının kareköküne bölünerek bulunur. Düzeltilmiş QT aralığının üst sınırı 0.425 sn'dir. Değerlendirme aşamasında, kural olarak, 12 derivasyondaki en uzun QT aralığı dikkate alınır. Bununla birlikte T dalgasının iyi seçildiği ve U dalgası ile karışmadığı bir derivasyonu seçmekte yarar vardır.

2.6.7 PR aralığı

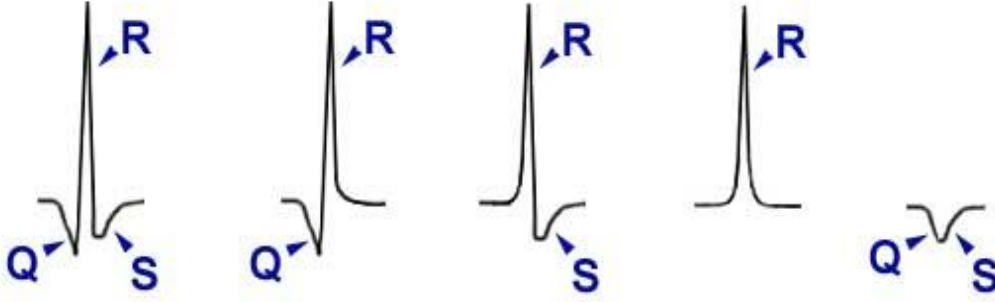
SA düğümünden çıkan uyarının karıncıklara ulaşabilmesi için geçen sürenin karşılığı olan PR aralığı, P dalgasının başlangıç noktasından Q dalgasının başlangıcına, Q dalgasının görülmediği durumlarda ise R dalgasının başlangıç noktasına kadar uzaklık olarak ölçülür, PR aralığı bipolar ya da unipolar taraf derivasyonlarında saptanarak en büyük değer alınır. Kalp hızının 70-90 vuruş/dakika olduğunda PR aralığının erişkinlerdeki değeri 0.12-0.20 saniyedir.

2.6.8 QRS kompleksi

Kalbin atış ritmi incelendiğinde Şekil 2.8'e benzer bir sonuç ortaya çıkacaktır. Burada kalbin basınç uygulanmadan önce çok kısa bir zaman için gevşemesine Q, basıncın maksimuma ulaştığı noktaya R, tekrar gevşeyip en sönük pozisyonuna S denilmektedir. Bu tanımlamalar sonucunda kalbin her bir atışı bir QRS kompleksine karşı düşmektedir denebilir. Başka bir şekilde tanımlarsak karıncık depolarizasyonu

anlamına gelen QRS bileşigi, Q olarak adlandırılan negatif bir dalga, R olarak adlandırılan pozitif bir dalga ve S olarak adlandırılan negatif bir dalgadan oluşur.

Önceki bölümlerde bir QRS'e ilişkin tüm elemanlar verilmiştir. Herhangi bir QRS kompleksi Q,R,S dalgalarının tümüne sahip olmayabilir. Yalnızca bu dalgaların birine sahip olabilir. (Şekil 2.9)



Şekil 2.9 Çeşitli Q,R,S Dalga şekilleri

Aşağıda bir QRS kompleksi içerisindeki Q, R ve S dalgaların birbirinden ayırt edilebilmesi için göz önünde bulundurulması gerekli hususlar verilmiştir. Bu hususlar derivasyonlardaki ölçüm sonucunda ortaya çıkabilecek ters işaretler ve gürültü işaretleri ayrıştırıldıktan sonra dikkate alınmalıdır.

Q dalgası aşağıdaki şartları sağlamalıdır.

- Negatif bir genliğe sahip olmalıdır.
- QRS kompleksinin ilk bileşeni olmalıdır
- Bir R dalgası tarafından takip edilmelidir.
- Bir QRS içerisinde yalnızca bir Q dalgası olabilir.

R dalgası aşağıdaki şartları sağlamalıdır.

- Pozitif bir genliğe sahip olmalıdır. Tüm pozitif genlikli kısımlar R dalgasıdır ve tüm R dalgaları pozitif genliğe sahip olmalıdır.
- Herhangi bir QRS kompleksi içerisinde birden fazla R dalgası olabilir.

S dalgası aşağıdaki şartları sağlamalıdır.

- Negatif bir genliğe sahip olmalıdır.
- Bir R dalgasını takip etmelidir.
- Herhangi bir QRS kompleksi içerisinde birden fazla S dalgası olabilir.

QS dalgası aşağıdaki şartları sağlamalıdır.

- a. Negatif bir genliğe sahip olmalıdır.
- b. QRS kompleksi içerisinde R dalgası olmamalıdır.

Yukarıdaki şartlar dikkate alındığında bir QRS dalgası en azından yalnızca bir R dalgası, yalnızca bir RS dalgası ya da yalnızca bir QS dalgası içermelidir.

QRS bileşeni, EKG işareti içerisindeki en belirgin kısımdır ve yapılan araştırmaların büyük kısmında öncelikle R dalgasının tepe noktası bulunur daha sonra işaretin diğer kısımları R dalgası konumu ve değeri gibi bilgilerden faydalanılarak incelenir. Yerel olarak maksimum aranarak QRS tespiti işlemine gidilebilir ve R dalgası için belli bir eşikten büyük olma şartı aranabilir. Ancak bu işlem EKG işaretinin ortalamasına bağlı bir sonuç ortaya çıkartır. QRS bileşenin tespitinde aşağıdaki hususlar dikkate alınmalıdır.

- QRS kompleksinin maksimum değeri sabit değildir her kalp atışında değişik bir değer elde edilebilir.
- QRS genliği hastaya, zamana, bağlantı şekli ve gürültü gibi pek çok diğer etmene bağlı olarak değişebilir.

Bu etkiler içerisinde gürültüyü minimize etmek için FIR filtreler kullanılmalıdır.

2.7 Aritmiler

Aritmi ritim bozukluğu anlamındadır. Çeşitli kalp hastalıkları neticesinde kalp atış ritminde ve kalp işareti yapısında bozulmalar meydana gelebilir. Bunun neticesinde de aşağıda sıralanan aritmiler ortaya çıkabilir. (Korürek 1996).

Hastalıkların teşhis ve tedavisinde yukarıda anlatıldığı şekilde çok büyük öneme sahip olan EKG analizleri kullanılırken aşağıdaki hususlar da göz önünde bulundurulmalıdır

- a. İlk EKG'nin tanı koyduruculuk değeri %50'dir. Olguların yaklaşık %50'si ilk EKG ile atlanabilir.
- b. Olguların peş peşe EKG'lerle takibi EKG'nin tanısal değerini %99'lere kadar yükseltebilmektedir.
- c. Eski bir EKG'nin varlığı tanıda her zaman yardımcı ve hassasiyeti artırıcıdır.
- d. Tek başına EKG'nin normal olması, hiç bir zaman kişinin hasta olmadığını göstermez.

2.8 Aritmi Türleri

EKG işaretinde, bozucu etkiler, çok küçük genliklere sahip olan P ve T dalgaları ile aynı işaret seviyesinde kalmakta olduğundan algılanmaları güçleşir. Bunun yerine, nispeten büyük genlikli R dalgalarının varlığı algılanabilir. Bu durumda da R dalgalarının genliği yanında zaman içindeki yeri açısından da inceleme yaparak hastalık teşhisine gidilir (Korürek 1996).

Her aritmi, mikrobilgisayarın teşhis edebilmesine imkân verecek şekilde matematiksel ifadelerle belirlenmelidir. Bunun için, önce, bir takım ön tanımlar ve bunların ifadeleri verilecektir. Genelde, aritmi analizi için kullanılan EKG işaretinde peş peşe gelen R dalgalarının zaman içindeki yerine bakıldığı içindir ki, matematiksel ifadelerde RR_t peş peşe gelen en son iki R dalgası arasında geçen zaman aralığı, RR_{t-1} son RR aralığından bir önceki RR aralığına karşı düşen süredir. AR_t , peş peşe gelen sekiz normal RR aralıklarının ortalamasıdır ve benzer şekilde indisler bu tanım için de kullanılacaktır. Aritmi teşhisi için RR aralığı sadece yeterli olmamakla birlikte aritmilerle kalp ritmi arasındaki genel ilişki Şekil 2.10'da gösterilmiştir.

	RR aralığı					
Normal sinus ritmi						
Bradikardi						
Taşikardi						
Asistol						
Eksik Atım						
PVC						
T üzerinde R						
Bigemini						
Trigemini						

Şekil 2.10 Çeşitli aritmilerde kalp ritmindeki değişim (Tompkins ve diğ. 1981)

Çeşitli kalp rahatsızlıkları sonucu ortaya çıkan aritmilerin en önemlileri aşağıdaki gibi sıralanabilir (Korurek 1996). Tez kapsamında bunlarda normal, PVC, APC, RBBB, füzyon ve karıncık füzyonu şeklinde önemli ve MIT-BIH veritabanında bulunan altı adet aritmi tipi kullanılmıştır.

1) Bradikardi: Kalp atış hızının normal alt sınır değerinin altına düşmesidir.

Matematiksel olarak;

$$RR_t > 1,5 \text{ s} \quad (2.1)$$

$$AR_t > 1,2 \text{ s} \quad (2.2)$$

2) Taşikardi: Kalp atış hızının normal üst sınır değerinin artmasıdır. Matematiksel olarak;

$$AR_t < 0,5 \text{ s} \quad (2.3)$$

Kalp atışındaki hızlanma dakikalar, günler veya daha uzun süreler içinde olabilir. Pek çok durumda taşikardi hayatı tehdit etmez; ancak, kişinin sinirli ve gerilimli hissetmesine sebep olur.

3) Karıncık fibrilasyonu veya asistol: Uzun bir zaman aralığı içerisindeki QRS kompleksinin azlığı ile belirlenmektedir.

$$RR_t > 1,6 \text{ s} \quad (2.4)$$

4) Eksik atım, sinüs tutulması: RR aralığının, kendisinden önce gelen normal RR aralıkları ortalamasının yaklaşık iki misline eşit olması ile teşhis edilir. Yalnız, bu durumdan sonra farkı kapatacak yönde fazla atımın bulunmaması gerekir. Eğer RR aralığı, ortalama RR aralığının iki katı civarında, ancak 1,5 sn'den az ise "sinüs tutulması" teşhisi yapılmalıdır. Eksik atım, matematiksel olarak;

$$RR_t \geq 1,9 (AR_{t-1}) \quad (2.5)$$

5) Erken karıncık kasılması, PVC: Eğer RR aralığı, bir önceki ortalama RR aralığının 0,9 katından küçük (erken fazlı) ve sonraki periyotta bunu telafi edici yönde gecikmiş kasılmalar (kompanzasyon fazı) mevcut ise erken karıncık kasılması teşhisi konur. Ancak, sadece ritim analizi kullanılarak yapılan PVC analizinin bir takım sorunları vardır. Bunlardan ilki, erken vurunun gözlemidir. Bir vurunun ne zaman erken faz ve ne zaman sinüs tutulmasına konu olacağını bilmek zordur. Eğer erken faz tespit edilirse, bu ortalama ve aralık saklanır ve 1 dakikalık zaman aralığında bu vuruşlardan kaç tane geldiğine bakılır. Eğer bu vuruşların sayısı 10 vuru/dakika'yı geçerse PVC teşhis konulur. Bu durum, matematiksel olarak;

$$RR_{t-1} < 0,9 (AR_{t-2}) \quad (2.6)$$

$$RR_{t-1} + RR_t \approx 2 (AR_{t-2}) \quad (2.7)$$

$$PVC \text{ Hızı} > 10 / \text{dak.} \quad (2.8)$$

6) T üzeri R (R-on-T): Çok tehlikeli bir aritmidir. Bu, karıncık repolarizasyon zamanında olan bir erken karıncık kasılmasıdır. T dalgalarını ayırt etmek mümkün olmadığından sadece ritim analizine güvenilmiştir. T dalgaları, RR aralığının ilk 1/3'lük süresinde oluşmaktadır. Böylece bir RR aralığı, kendisinden önce gelen normal işaretlere ait RR ortalamasının 1/3 daha az ve sonrasında telafi edici bir RR varsa, T üzeri R olayı gözlenir. Matematiksel olarak aşağıdaki şekilde belirtilir;

$$RR_t < 0,33 (AR_{t-2}) \quad (2.9)$$

$$RR_t + RR_{t-1} \approx 2 (AR_{t-2}) \quad (2.10)$$

7) Bigemini: Eğer peş peşe (en az iki tane) PVC art arda gelirse bigemini bozukluğu ortaya çıkar. Matematiksel olarak;

$$RR_{t-3} < 0,9 (AR_{t-4}) \quad (2.11)$$

$$RR_{t-3} + RR_{t-2} \approx 2 (AR_{t-4}) \quad (2.12)$$

$$RR_{t-1} < 0,9 (AR_{t-4}) \quad (2.13)$$

$$RR_{t-1} + RR_t \approx 2 (AR_{t-4}) \quad (2.14)$$

8) Trigemini: Eğer normal bir darbeden sonra peş peşe iki erken fazlı darbe olur ve bunu takip eden darbe de kompanze edici tipten olursa trigemini teşhis edilir. Matematiksel olarak;

$$RR_{t-2} < 0,9 (AR_{t-3}) \quad (2.15)$$

$$RR_{t-1} < 0,9 (AR_{t-3}) \quad (2.16)$$

$$RR_{t-2} + RR_{t-1} + RR_t \approx 2 (AR_{t-3}) \quad (2.17)$$

9) Ara karıncık kasılması (ekstrasistol yada ara PVC) : Kompanze edici darbelerin izlemediği erken karıncık kasılması durumudur. Buna göre normal RR aralığında fazladan bir darbe oluşuyor demektir. Bu olay dakikada 10'dan fazla oluyorsa ekstrasistol teşhisi konur. Matematiksel olarak;

$$RR_{t-1} < 0,9 (AR_{t-2}) \quad (2.18)$$

$$RR_{t-1} + RR_t = AR_{t-2} \quad (2.19)$$

$$Hız > 10 / \text{dak.} \quad (2.20)$$

10) Erken kulakçık kasılması (APC) : Bazı kalp hücrelerinin SA düğümü tarafından uyarılmadan önce kendiliklerinden uyarılması ile oluşmaktadır. Sağlık açısından PVC kadar önemli olmasa da göğüs ve sırt ağrısı gibi problemlere yol açabilir.

- Kalp ritmi ortalama olarak değişmez. Ancak yerel olarak RR aralığı kısalabilir.

- QRS dalga şekli normaldir. Ancak QRS aralığı 0.12 ms'den az olabilir.
- T dalgası şekli normaldir.
- P dalgası şeklinde bozulma görülebilir. Bir önceki T dalgası ile karışabilir.

Normal atımlar içinde, birkaç atımda bir RR aralığı önceki ortalama RR aralığının 0,9 katından daha küçük kalır ve izleyen darbe kompanze edici nitelikte değil normal aralığında ise bu aritmi ortaya çıkar. Aynı durumda erken kulakçık atımlarının sayısı da dakikada 10'dan fazla ise erken kulakçık atımı teşhisi konulur. Matematiksel olarak erken kulakçık atımları aşağıdaki şekilde modellenebilir;

$$RR_{t-1} < 0,9 (AR_{t-2}) \quad (2.21)$$

$$AR_{t-2} < RR_{t-1} + RR_t < 2AR_{t-2} \quad (2.22)$$

$$Hız > 10 / dak. \quad (2.23)$$

11) Sağ dal blokları (“right bundle branch block”, RBBB): RBBB aritmisi kalbin elektriksel sisteminde bir bozukluk olduğunu gösterir. Tipik RBBB aritmisinin EKG karakteristiği V1 bandında geniş QRS kompleks ve terminal R dalgası ve V6 bandında küçülmüş S dalgası şeklindedir.

RBBB esnasında sağ karıncık sağ dal bloğunda ilerleyen elektriksel uyarı ile direkt olarak uyarılmaz. Bununla birlikte sol karıncık, sol dal bloğundan geçen uyarı ile normal olarak uyarılmaktadır. Daha sonra bu uyarı AV düğümünden geçerek gecikmeli olarak sağ karıncığı uyarır. Bir EKG içersinde RBBB teşhisi için aşağıdaki karakteristik özellikler bulunacaktır.

- Kalp ritminin normal olması
- QRS süresinin 120' ms den daha uzun olması
- V1 bandında terminal R dalgası olması
- V6 bandında genişlemiş S dalgası olması

RBBB oluşma miktarı yaş ilerleyince artabilir.

12) Füzyon ve karıncık füzyonu: Kalp içersinde farklı odaklardan yayılan uyarıların karşılaşmaları sonucu ortaya çıkan aritmik vurulardır. Uyarılar eğer kulakçıkta karşılaşıyorsa füzyon ve eğer karıncıkta karşılaşıyorsa karıncık füzyonu olarak adlandırılırlar. Füzyon aritmileri, kalbin normal ve normal olmayan aktivitelerinin birleşmesi sonucu olduğundan genel olarak R dalga şeklinde yani QRS kısmında bir

bozulma olarak gözükürler. Karşılaşan uyarıların kaynağı ve karşılaşma zamanına göre QRS'teki bozulma değişkenlik gösterebilir.

3. ÖZNETELİK ÇIKARMA İŞLEMLERİ

Öznitelik çıkartılması, EKG işaretinde bulunan birçok farklı bilgi içerisinde işaretin tanınması ve sınıflanması için gerekli verilerin bulunmasıdır. Bu amaçla EKG işareti zaman ve frekans uzayında incelenmektedir. Çalışma kapsamında kardiyologlar tarafından zaman uzayında EKG işaretindeki aritmilerin tanınmasında kullanılan kalp hızındaki değişim, EKG işareti kısımlarına ait genlik bilgileri ve zaman aralıkları her örnek için çıkartılmıştır. Frekans uzayında özniteliklerin çıkartılması için ADD ve TBA yöntemleri birlikte kullanılmıştır.

Farklı özniteliklerin birleştirilmesi sınıflama açısından çeşitli problemlere sebep olabilmektedir. Hangi özneliğin önemli olduğunun tam anlaşılabilmesi, öznitelik vektörlerinin adet ve yapısının farklı olması sınıflama başarımını düşürebilmektedir. Fazlalık veya ilgisiz özniteliklerin bulunması çoğu sınıflayıcının başarımını düşürecektir. Bu yüzden frekans uzayında ADD kullanılarak çıkartılan öznitelikler her bant için ayrı ayrı birleştirilmiş ve daha sonra da TBA işlemine tabi tutulmuştur.

3.1 Ön İşlemler

Özniteliklerin doğru tespit edilebilmesi için işaretin bozucu etkilerden arındırılması gerekmektedir. Bu aşama, EKG işaretinin gürültüden arındırılması için filtre uygulanması ve taban hattında meydana gelebilecek kaymaların düzeltilmesi işlemlerini ihtiva etmektedir. Ayrıca farklı hastalardan alınan işaretlerde ve hatta aynı hastadan farklı zamanlarda alınan işaretlerde yapısal değişimler olabilmektedir. Bu değişimin etkisinin azaltılması için işaretin normalleştirilmesi gerçekleştirmiştir.

3.1.1 İşaretin gürültüden arındırılması

EKG işaretindeki gürültünün birçok kaynağı vardır. EKG işaretini kaydeden cihazdan kaynaklanan gürültüler, vücut yüzey direnci ve vücuttaki ilgilenilen EKG haricindeki işaretlerin oluşturduğu gürültüler sayılabilir. Gürültüler alçak ve yüksek frekanslı olabilirler. Bu yüzden bir çentik filtre tasarımı yapılmıştır. Filtre karakteristikleri denklemleri aşağıda verilmiştir. (Korürek 1996)

$$y = F(b,a,x) \quad (3.1)$$

$$y(n) = b(1)*x(n) + \dots + b(nb+1)*x(n-nb) - \dots - a(na+1)*y(n-na) \quad (3.2)$$

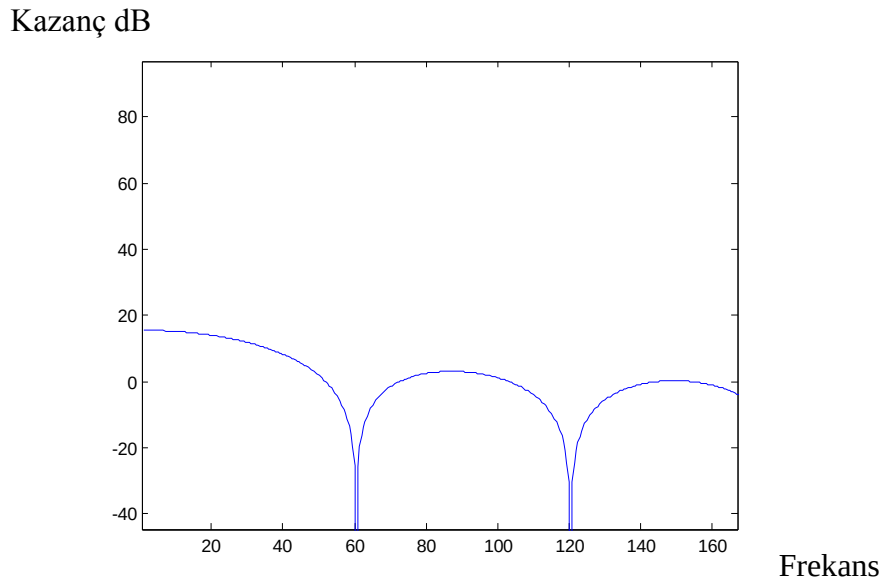
$$b = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ -1] \quad (3.3)$$

$$a = [1 \ -1] \quad (3.4)$$

Eğer filtre karakteristiğini Z uzayında gösterirsek

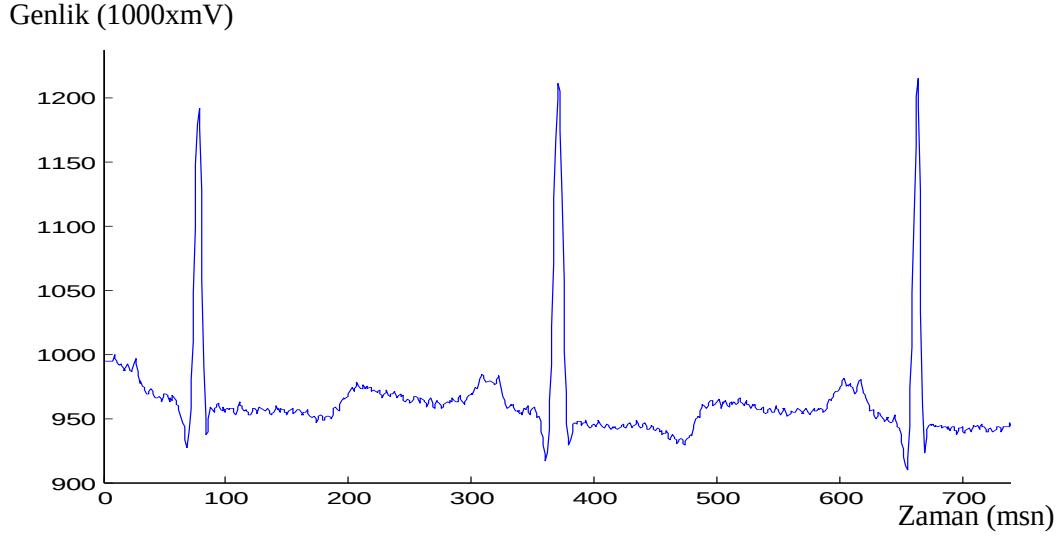
$$Y(z) = \frac{1 - z^{-6n}}{1 - z^{-n}} X(z) \quad (3.5)$$

EKG işareti içerisindeki QRS dalgası frekans aralığı seçilen filtrenin karakteristiğinde belirleyici olmuştur. MIT – BIH verileri 360 Hz örneklenmiştir. Normal bir QRS dalgasının frekans aralığı bu örnekleme frekans için 10-25 Hz aralığında oluşacaktır. Bu yüzden filtre karakteristiği QRS, T ile P dalgalarını geçirecek ve diğer gürültü içerebilecek frekansları bastıracak şekilde modellenmiştir (Şekil 3.1).

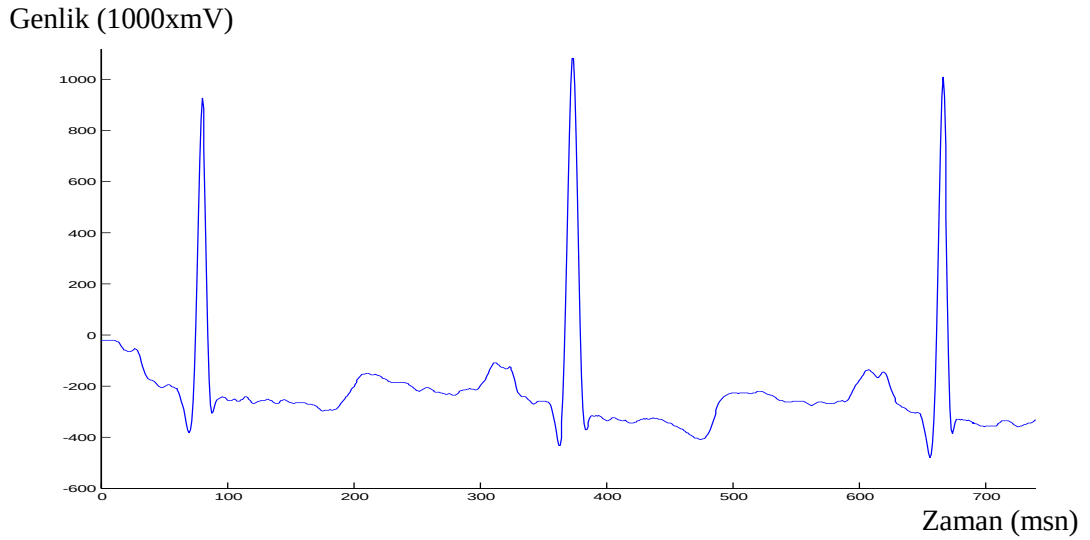


Şekil 3.1 Kullanılan filtrenin frekans uzayı kazanç karakteristiği

Kullanılan filtre fonksiyonu ile 60 Hz frekansındaki kısımlar ve harmonikleri bastırılmıştır. Bu işlem yapılırken diğer bileşenlerin az etkilenmesi hedeflenmiştir. MIT_BIH veritabanından alınan ECG işareti ve işaretin filtre edildikten sonraki hali sırasıyla (Şekil 3.2) ve (Şekil 3.3) de gösterilmiştir.



Şekil 3.2 MIT_BIH veritabanından alınan ECG işareti

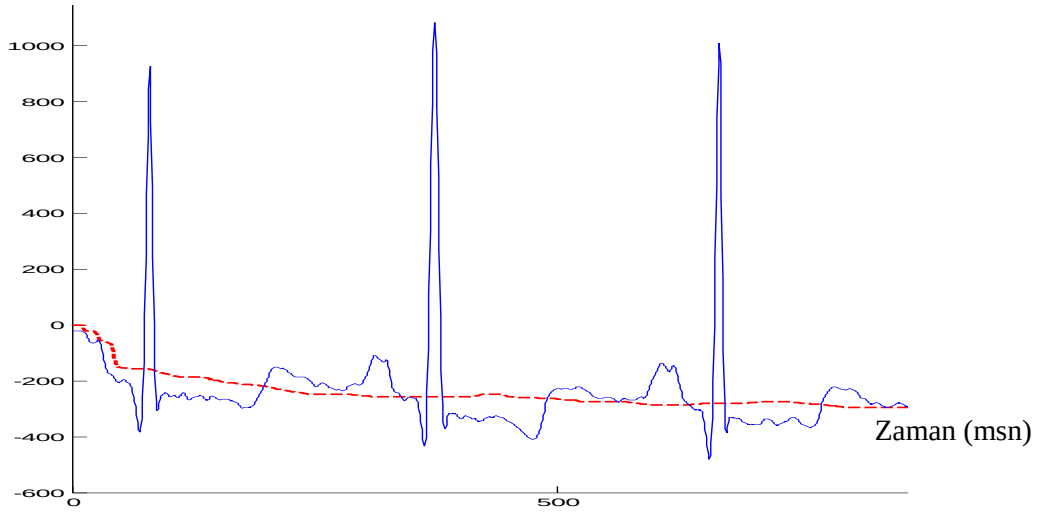


Şekil 3.3 Filtre uygulanmış EKG işareti

3.1.2 Taban hattı düzeltilmesi

EKG işareti önceki kısımlarda bahsedilen gürültülerden dolayı taban hattında değişkenlik gösterebilir. İşaretin taban hattındaki kaymanın önüne geçilebilmesi için *medyan filtre* yaklaşımı kullanılmıştır. Bir diziye bir pencere fonksiyonu uygulanması ve bu pencerenin medyan değerinin bulunmasına dayanan bu yaklaşım EKG işaretindeki keskin değişimlerin (R tepesi gibi) taban hattındaki kaymaya olan etkisini azaltmada standart ortalama alma işlemine göre daha iyi netice verdiği için tercih edilmiştir. Filtre çıkışı işaretin taban hattını göstermektedir (Şekil 3.4).

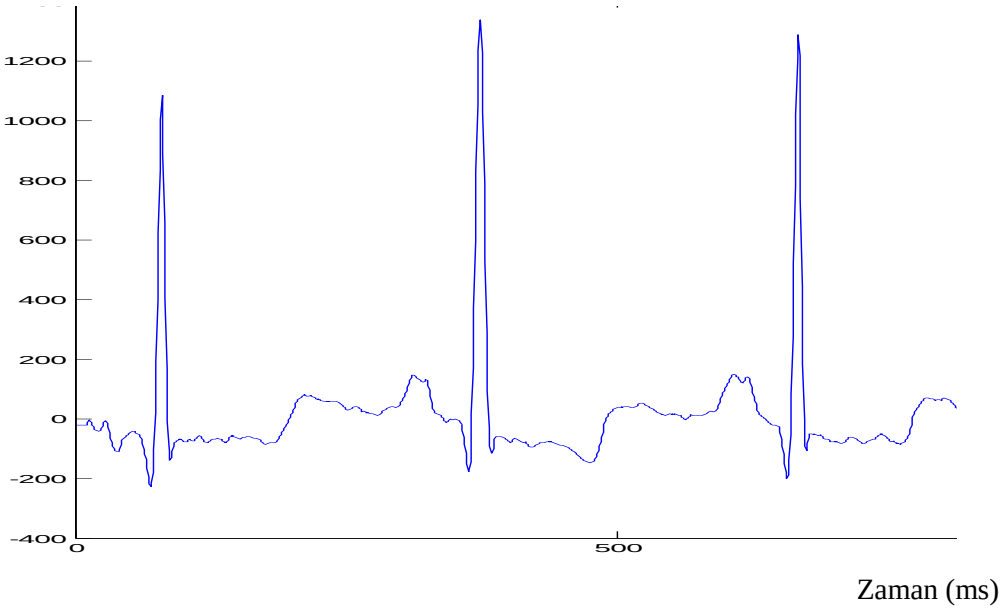
Genlik (1000xmV)



Şekil 3.4 Taban düzeltmede uygulanan filtre

Bulunan taban hattı işaretten çıkarılarak işaretin taban düzeltme işlemi yapılmıştır (Şekil 3.5).

Genlik (1000xmV)



Şekil 3.5 Taban düzeltme yapılmış EKG işareti

3.1.3 EKG işaretlerinin normalleştirilmesi

EKG işaretleri zaman içerisinde yürüme, koşma, uyku gibi aktiviteler dolayısı ile aynı hasta için dahi farklı şekiller alabilmektedir. Bu farklılığın etkisini ortadan kaldırmak için zaman uzayı öz nitelikleri kendilerinden önce gelen sekiz örneğin ortalamasına göre normalleştirilmektedirler. Ortalama bulma işlemi için takip eden denklemler

kullanılmaktadır (3.6, 3.7). İşaretin zaman uzayındaki diğer özniteliklerinin normalleştirilmesi de benzer şekilde önceki sekiz normal değere göre yapılmaktadır.

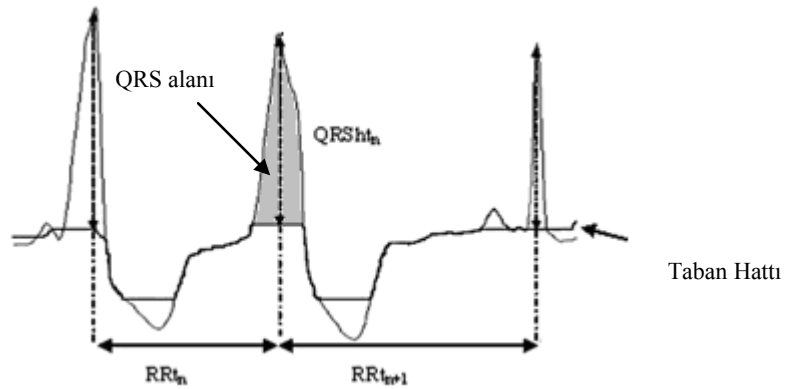
$$QRShm_{(t)} = \frac{\sum_{i=t-8}^t QRSh(i)}{8}; \quad QRSh(t) \in 'NormalECG' \quad (3.6)$$

$$RRm_{(t)} = \frac{\sum_{i=t-8}^t RR(i)}{8}; \quad RR(t) \in 'NormalECG' \quad (3.7)$$

Eğer işareten önce sekiz normal gelmiyorsa maksimum normal sayısına göre bir ortalama bulunarak normalizasyon işlemi gerçekleştirilir.

3.2 Zaman Uzayı Öznitelikleri

Yapılan çalışmada birbirini takip eden EKG periyotlarındaki 6 adet zaman uzayı öz niteliği kullanılmıştır (Şekil 3.6). RR özniteliği, peş peşe iki R dalgası arasındaki mesafeyi ifade eder ve kalp ritmindeki değişimin kontrolü ile alakalı kullanılmaktadır. QRS genliği ile alakalı öz nitelik, ritim ve genlik arasındaki korelasyonu ifade etmektedir. Ayrıca QRS alanı ve QT aralığı ile alakalı öznitelikler RBBB ve füzyon tipindeki aritmilerin tespiti ile alakalı önemlerinden dolayı öznitelik kümesine dâhil edilmiştir.



Şekil 3.6 Zaman uzayı öznitelikleri

- a) İlgilenilen işaretle öncesinde gelen işaret arasındaki normalleştirilmiş RR süresi (RRt_n),

- b) İlgilenilen işaretle sonrasında gelen işaret arasındaki normalleştirilmiş RR süresi (RRt_{n+1}),
- c) İlgilenilen işaretin normalleştirilmiş QRS genliği ($QRSh_n$),
- d) İlgilenilen işaretin normalleştirilmiş QRS alanı ($QRSA_n$),
- e) İlgilenilen işaretin normalleştirilmiş QT aralığı (QT_n),
- f) İlgilenilen işaretin normalleştirilmiş QRS aralığı ($QRSI_n$).

QRS genliği taban hattı ile R tepesi arasındaki mesafedir. QRS alanı QRS kompleksinin taban hattı üzerinde kalan kısmıdır. Özellikle füzyon tipindeki aritmilerde QRS alanında önemli değişkenlikler gözlemlenmektedir. QT aralığı T dalgasının maksimumu ile Q dalgasının pozitif sıfır geçişi arasında kalan süredir. QRS aralığı Q dalgası minimumu ile T dalgası minimumu arasında kalan süredir. Tüm zaman uzayı öznitelikleri önceki 8 normal işarete göre normalleştirilmiştir. Bu yüzden eğitim veya test kümesinde kullanılabilmesi için herhangi bir aritmiden önce en az iki adet peş peşe normal işaret gelmesi gereklidir. MIT_BIH veritabanında her sınıf için bu şartı sağlayan yeterli sayıda aritmi bulmakta zorluklarla karşılaşmıştır. Bu durumda peş peşe gelen normalleri takip eden aritmilerin yeni bir normal işaretle karşılaşınca kadar olan örnekleri de sınıflamaya dâhil edilmiştir.

Zaman uzayı öznitelikleri, kardiyologlar tarafından aritmi teşhisinde kullanılan öznitelikler arasından seçilmiştir. Aşağıda seçilen özniteliklerin hangi aritmi tipleri için özellikle ayırt edici olduğu listelenmiştir.

- RR, RR (t-1) aralığı: PVC, APC
- QRS genliği: PVC, Füzyon
- QRS alanı: Füzyon, PVC, RBBB
- QRS aralığı: PVC, APC, RBBB
- QT aralığı: Füzyon ve Karıncık füzyonu

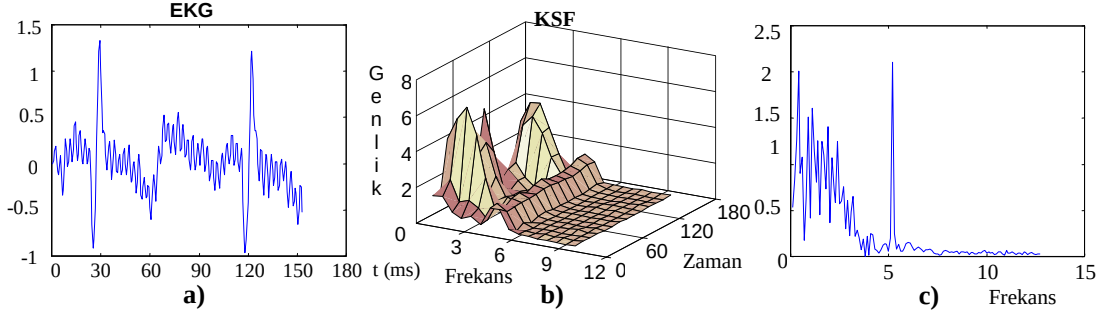
3.3 Frekans Uzayı Öznitelikleri

Çalışma kapsamında frekans uzayı öznitelik çıkarımı için ADD yöntemi kullanılmıştır. Ancak temel kavramların anlaşılabilmesi için, öncelikle kısa-süreli Fourier dönüşümü (KSFD) ve sürekli dalgacık dönüşümü (SDD) hakkında temel bilgiler verilecektir (Rioul ve Vetterli, 1991; Daubechies, 1994).

İşaret işlemede, işaretin zaman ve frekans analizinin birlikte yapılmasını amaçlayan Dalgacık Dönüşümünün (DD, “Wavelet Transform, WT”) temeli, işareti doğrudan zaman ve frekansta sınırlı bileşenlere ayıran doğrusal Gabor Dönüşümüne dayanır. 1946’da, Haberleşme alanında çalışan D. Gabor tarafından ortaya atılan Gabor Dönüşümü, temel pencere fonksiyonunun zamanda ötelenmesiyle taranan işaretin Fourier Dönüşümüyle (FD), işaretin bölgesel frekans analizinin yapılmasına olanak sağlar. Bu durumda, pencere uygulanmış işaretin Fourier Dönüşümü, işaretin frekans bileşenlerinin yanında zaman bilgisini de içermektedir. Dönüşümde kullanılan pencere fonksiyonu, zaman ve frekans uzayında sınırlı olan Gaussian fonksiyonudur. Gabor Dönüşümü, zamanla, değişik pencere fonksiyonlarının kullanıldığı Kısa Süreli Fourier Dönüşümü (KSFD, “Short Time Fourier Transform, STFT”) olarak genişletilmiştir.

$$KSFD(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} [x(t) \cdot w^*(t - \tau)] e^{-j2\pi ft} dt \quad (3.8)$$

$x(t)$, orijinal işareti; $w(t)$, pencere fonksiyonunu ve $*$, karmaşık eşleniği göstermektedir. f , frekans; τ ise zamanda öteleme miktarıdır.



Şekil 3.7 a) Durağan olmayan EKG işaretine ait b) KSFD ve c) FD cevapları

Şekil 3.7a’daki işarete ait böyle bir zaman-frekans cevabı, Şekil 3.7b’de üç boyutlu olarak gösterilmiştir. İşaretin FD’ü ise Şekil 3.7c’de gösterildiği gibidir.

Kısa Süreli Fourier Dönüşümünde kullanılan pencere fonksiyonunun, tarama sırasında sabit genişlikte olması, işaretin hızlı değişen yüksek frekanslı kısımlarının zaman uzayında tam olarak bölgelendirilememesine neden olur. Bu soruna çözüm olarak, sabit genişlikteki pencereler yerine, işarettaki yavaş değişimleri yakalamak üzere geniş pencere fonksiyonları ve hızlı değişimlerin olduğu yerlerde ise dar pencere fonksiyonlarının kullanımı (veya pencere fonksiyonlarıyla frekans analizi) düşünülmüş ve sonuçta, işaretin Dalgacık Dönüşümü Analizi konusu ortaya çıkmıştır.

Dalgacık Dönüşümünde, pencere fonksiyonları, ana dalgacık fonksiyonunun ötelenmesi yanında sıkıştırılmasıyla veya genişletilmesiyle de oluşturulurlar. Böylece, işaretin, dalgacık fonksiyon dizileri üzerine alınmış izdüşümleriyle, frekans bantlarına ayrıştırılması işlemi gerçekleştirilmiş olur.

FD sadece sinüzoidal bir şekilde sınırlıdır. Bu yüzden zaman uzayındaki değişimleri modelleme konusunda yetersiz kalmasına yol açmaktadır. DD ise birçok farklı dalgacık fonksiyonu vardır ve incelenen işaretin yapısına göre bunlardan istenilen seçilebilir. Bunun yanında FD kullanılan sinüzoidal fonksiyonlar sonsuza giderken, dalgacık fonksiyonları zaman içersinde sınırlıdır (Korurek 1996).

A. Grossman ve J. Morlet, sismik işaretleri, dalgacık “Wavelet” adı verilen sonlu süreli ve titreşimli bir işaretin çeşitli zaman bazındaki uygun şekilleriyle birleştirerek modellemeye çalıştılar ve Sürekli Dalgacık Dönüşümünü (“Continuous Wavelet Transform, CWT”) uygulama alanına geçirmiş oldular (1984).

DD’nün ilk uygulama alanları, fonksiyonel gösterimler, kuvantum mekaniği ve işaret işleme olmuştur. Dalgacık Dönüşümünün işaret işleme alanında uygulamaları, I. Daubechies ve S. Mallat ile başlamıştır (Mallat, 1989). Bu araştırmacılar, Dalgacık ayrıştırması konusunda birçok teoriler geliştirerek Ayrık Dalgacık Dönüşümünün (“Discrete Wavelet Transform, DWT”) temelini attılar.

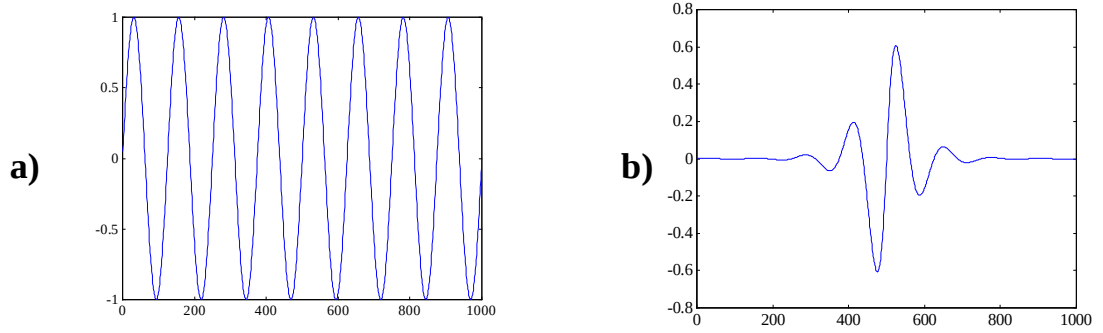
1988 ve sonraki yıllarda, Dalgacık Dönüşümünde iki büyük gelişme olmuştur: Bayan Matematikçi I. Daubechies, Daubechies fonksiyonları (tabanları) olarak bilinen, düzgün, yoğun olarak destekli ve ortonormal Dalgacık tabanlarını geliştirdi.

Fransız işaret analizcilerinden S. Mallat ve Y. Meyer, dalgacık tabanlarını oluşturacak genel bir metot önerdiler. Çok Rezolüsyonlu Analiz (“Multiresolution Analysis, MRA”) olarak bilinen bu metot, işaret analizinde, Yan Bant Kodlaması (“Sub-band Coding”) olarak uygulanmaktadır.

DD ile yeni bir zaman-frekans analizi (“time-frequency analysis”) metodu yapılandırılmış oldu. Bu yolla işaretin aynı anda, hem zaman ve hem de frekans uzayında incelenmesi mümkün olabilmektedir.

Örüntü tanıma (“Pattern Recognition”) alanında uygulaması fazla yaygın olmamakla birlikte, Dalgacık Teorisi; işaret işleme (örneğin, veri sıkıştırma), görüntü analizi (örneğin, kenar deteksiyonu), haberleşme sistemleri, biyomedikal görüntüleme, radar, akustik, teorik matematik ve kontrol sistemleri gibi alanlarda kullanılmaktadır.

Dalgacık (“Wavelet”), dalganın küçük bir parçası olarak tanımlanabilir. Bu anlamda dalgacık, süresi sınırlı bir titreşim işaretidir ve bu nedenle zamanda bölgeleşmeye (yerleşmeye) sahiptir. Şekil 3.8a’da ve 3.8b’de sırasıyla dalga ve dalgacığın basit birer örneği gösterilmiştir. Dalga, sönümlü olmayan bir titreşim işaretidir; Şekil 3.8b’deki dalgacık işareti ise sönümlü bir osilasyondur.



Şekil 3.8. a) Dalga ve b) dalgacık

Dalgacık analizi, KSFD’ne benzer şekilde yapılır; işaret, KSFD’nde sabit genişlikteki bir pencere fonksiyonuyla çarpılırken, SDD’nde dalgacık adı verilen ve zamanda ötelenip genişliği değiştirilebilen bir fonksiyonla çarpılır.

SDD, aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$SDD_x''(\tau, s) = \psi_x''(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (3.9)$$

SSD tekniğinde, τ (öteleme) ve s (ölçek) parametrelerinin bir fonksiyonudur. $\psi(t)$, dönüşüm fonksiyonudur ve ana dalgacık fonksiyonu olarak adlandırılır. Dönüşümde kullanılan farklı genişliğe sahip alt pencere fonksiyonları da ana dalgacıktan ölçekleme yoluyla türetilir. Öteleme terimi, KSFD’nde kullanılan pencerenin zamandaki yerini ifade etmektedir. Pencere, işaret üzerinde gezdirilir. Zaman bilgisi, dönüşümden ötelemeyle sağlanır. KSFD’ndeki gibi bir frekans parametresi yoktur; bunun yerini 1/frekans olarak tanımlanan ölçek parametresi (s) almıştır.

Ölçek değeri büyük ise işaretin düşük frekanslı bileşenleri hakkında genel bir bilgi elde edilir. Ölçek değeri küçük ise işaretin yüksek frekanslı yani kısa süren değişimleri hakkında bilgi edinilebilir. Ölçek parametresinin değeri değiştirilerek, ana dalgacığın sıkıştırılması ya da genişletilmesiyle SDD’de kullanılan pencereler elde

edilir. Morlet, Meyer, Meksika şapkası, Daubechies dalgacıkları, pencere fonksiyonu olarak kullanılan fonksiyonlara birer örnektir.

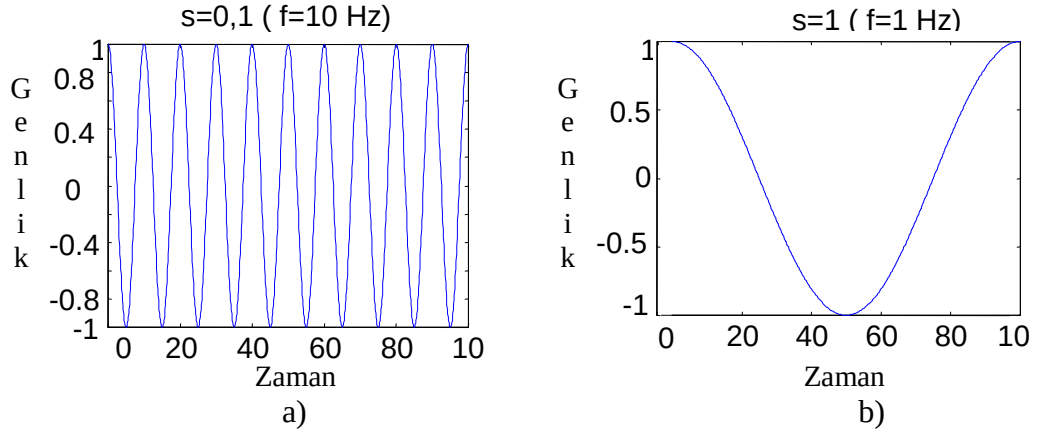
Ana dalgacık bir kez belirlendikten sonra ölçek değeri s 'in tüm değerleri için hesap yapmak gereksizdir. Çünkü pratikte, analiz edilen işarete bağlı olarak işaretin bandı sınırlandırılır ve böylece sınırlı bir ölçek aralığı için dönüşümün hesaplanması yeterli olur. Seçilen s değeri için dalgacık, analiz edilen $x(t)$ işaretinin $t=0$ 'a karşılık gelen başlangıç noktasına yerleştirilir. İşaret ile dalgacık çarpılır ve tüm zaman üzerinden integrali alınır. Entegral işlemi sonucu sabit sayısıyla çarpılarak enerji normalizasyonu sağlanır. Bu çarpım, dönüştürülen işaretin her ölçekte aynı enerjiye sahip olabildiğini temin eder. Daha sonra, dalgacık zamanda τ kadar sağa ötelenir ve aynı işlem tekrarlanır. Bu şekilde işaretin sonuna ulaşıldığında zaman-ölçek düzlemi üzerinde bir satırda (s 'in bir tek değerine karşılık) bulunan tüm noktalar hesaplanmış olur. Arzu edilen tüm s değerleri için işlemler tekrarlandığında işaretin SDD'si hesaplanmış olur ve işaretin zaman-ölçek-genlik değerlerinden oluşan üç boyutlu bir gösterilimi oluşturulur. Pencerenin zamanda kaydırılması işaretin zamanda lokalize olmasını, ölçek değerinin değiştirilmesi ise işaretin frekansta lokalize olmasını sağlar. Ölçek, haritalamada kullanılan ölçekle benzerdir. Ölçek arttıkça işaretin zaman değişimindeki detay azalır. Bu şekilde işarete daha yakından bakmak ve daha dar bir açıdan bakarak detayları incelemek mümkün olmuştur.

Matematik uygulama açısından ölçekleme, işareti zamanda sıkıştırma veya genişletmeye karşı düşer.

$$\psi_{\tau,s} = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (3.10)$$

Büyük ölçekler, zamanda yayılmış düşük frekanslı işaretler için, küçük ölçekler ise zamanda sıkışmış yüksek frekanslı işaretler için elverişli olmaktadır (Şekil 3.9). Ölçeğin (bandın) küçük olması yüksek frekansların incelenmesine olanak sağlar. Büyük ölçek değerleri ise işarettaki düşük frekanslı kısımların varlığının ve özelliklerinin belirlenmesine yarar.

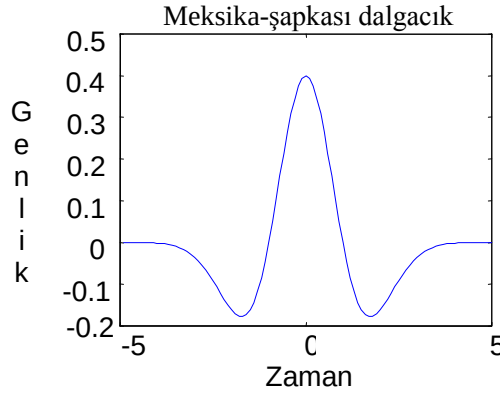
SDD'nin hesabında kullanılan yukarıdaki ifadede $x(t)$, analiz edilecek işaret olup $\psi(t)$, ana dalgacık fonksiyonu olarak da bilinir. Ana dalgacık fonksiyonu hesaplarda ana örnek (prototip) olarak kullanılır ve hesaplarda kullanılacak olan tüm pencereler bu örneğin sıkıştırılması veya genişletilmesiyle elde edilirler.



Şekil 3.9 a) Küçük ve b) büyük ölçekli işaretler

Sürekli Dalgacık Dönüşümünün hesabında fonksiyonun ve değiştirme işlemlerinin sürekli yapılması gerekir. Ancak hesaplar bilgisayar ortamında yapılacaksa süreklilik yerini küçük artımlara bırakacak ve sözde süreklilik durumu elde edilmiş olacaktır. Ana dalgacık fonksiyonu, örneğin, Meksika-şapkası fonksiyonu olabilir (Şekil 3.10).

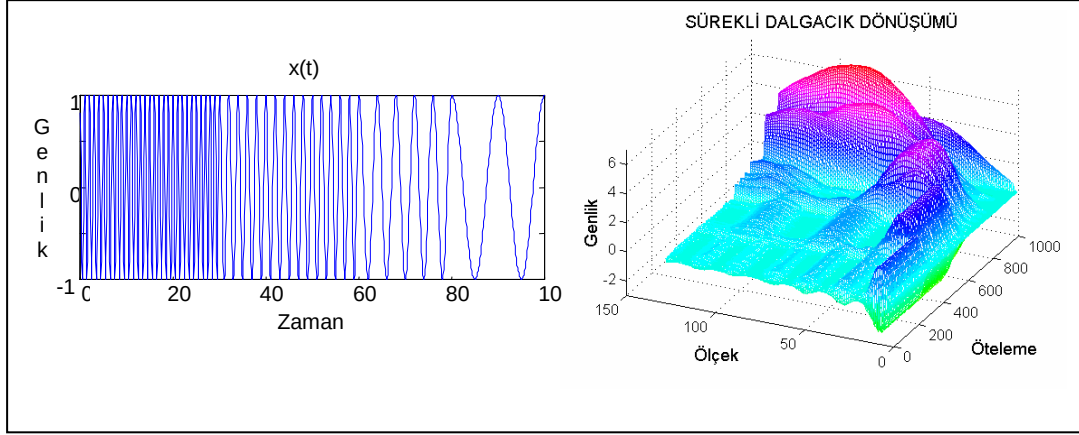
$$\psi_M(t) = \frac{(1-t^2)}{\sqrt{2\pi}} \cdot \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) \quad (3.11)$$



Şekil 3.10 Meksika-şapkası fonksiyonu

Sürekli Dalgacık Dönüşümüne örnek olarak Şekil 3.11a'daki durağan olmayan işaretin SDD cevabı Şekil 3.11b'de ele alınmıştır (<http://users.rowan.edu/~polikar/>). FD'de olduğu gibi SDD cevabında, işaretle dalgacığın birbiriyle uyduğu yerlerdeki çarpım sonucu sıfırdan farklı olacak ve fakat uyuşma olmadığı yerlerdeki çarpım ise sıfır olacaktır. Böylece çeşitli ölçekteki dalgacık işaret üzerinde gezdirilerek dalgacıkla uyuşan parçalar ortaya çıkarılabilmektedir. Örneğin, Şekil 3.11b'deki SDD cevabında, ötelemenin küçük değerler aldığı işaretin başlangıç

bölgesinde, küçük ölçekli dalgacığın işaretle uyuşması sonucu, cevap büyük genlik değerleriyle sonuçlanmaktadır. Bu bölge için, büyük ölçekle uyuşma olmadığından büyük ölçeklere cevap elde edilememektedir.



Şekil 3.11 a) Durağan olmayan $x(t)$ işareti **b)** İşarete ait SDD cevabı

3.4 Ayırık Dalgacık Dönüşümü (ADD)

Ayrık dalgacık dönüşümü (ADD), hesap yükünü azaltmasının yanı sıra orijinal işaretin analiz ve sentezi için yeterli bilgiyi de sağlamaktadır. Ayrık dalgacık dönüşümünde temel düşünce, sürekli dalgacık dönüşümündekinin aynıdır. Sayısal filtreleme teknikleri kullanılarak sayısal işaretin zaman-ölçek temsili elde edilmektedir. SDD, farklı ölçeklerdeki dalgacık ile işaret arasındaki ilişkiyi (korelasyonu) belirtmektedir. Burada benzerlik ölçütü ölçek ya da frekanstır. SDD, analiz penceresinin ölçeği değiştirilerek, bu pencere zamanda kaydırılarak, işaretle pencerenin çarpımı alınarak ve tüm zaman üzerinden entegrali alınarak hesaplanır. Ayrık durumda ise işareti farklı ölçeklerde analiz etmek için farklı kesim frekanslarına sahip filtreler kullanılmaktadır. İşaretteki yüksek frekanslı değişimleri analiz etmek için işaret yüksek geçiren filtreler serisinden, alçak frekanslı değişimleri analiz etmek için ise alçak geçiren filtreler serisinden geçirilir. ADD’de s ve τ ayırık olarak değiştirilir.

İşaretteki ayrıntı bilgisinin miktarının ölçütü olan işaret çözünürlüğü filtreleme işlemi ile değiştirilmektedir. Üst-örnekleme ve alt-örnekleme işlemleri ile de ölçek değiştirilmektedir. Alt-örnekleme, örnekleme oranının düşürülmesine ya da işareten bazı örnekleri atmaya karşılık gelmektedir. Üst-örnekleme ise işarete yeni örnekler ilave edilerek işaretin örnekleme oranının artırılmasına karşılık gelmektedir.

Ayrık zaman işaretini ($x(n)$, n tamsayı) darbe cevabı $h(n)$ olan yarım bantlı sayısal alçak geçiren filtreden geçirerek işlemler başlatılır.

$$x(n) * h(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k).h(n-k) \quad (3.12)$$

ADD, $f(T)$ işaretini farklı bantlara aşağıdaki formüle göre böler.

$$f(t) = \sum_k c_{j_0}(k) \varphi_{j_0,k}(t) + \sum_k \sum_{j=j_0}^{\infty} d_j(k) \psi_{j,k}(t) \quad (3.13)$$

Böylece ana fonksiyon ψ ile ifade edilen dalgacık fonksiyonlarına ve φ ile gösterilen bant fonksiyonlarına bölünmüş olur.

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k), \quad (3.14)$$

$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \varphi(2^j t - k) \quad (3.15)$$

Alçak geçiren filtre çıkışındaki işaretin alt-örneklenmesiyle elde edilen işaret *yaklaşıklık katsayıları* olarak adlandırılır. Yüksek geçiren filtre çıkışındaki işaretin alt-örneklenmesiyle elde edilen işaret ise *detay (ayrıntı) katsayıları* olarak adlandırılır. $f(t)$ fonksiyonunun yaklaşıklık (A, “approximation”) katsayıları $c_{j_0}(k)$ ve ayrıntı (“detail”) katsayıları $d_j(k)$ ile gösterilir.

Yarım bantlı alçak geçiren filtre işaretteki en yüksek frekansın yarısından büyük olan tüm frekansları yok eder. Örneğin bir işaret en fazla 1000Hz’lik bileşene sahipse, yarım bantlı alçak geçiren filtreleme ile 500Hz’in üzerindeki tüm frekanslar yok edilir.

İşaretteki en yüksek frekans bileşeni filtreleme işleminden sonra yarıya düştüğünden, Nyquist kriteri uyarınca, işaretteki örneklerin yarısı atılabilir. Böylece işaret 2 faktörüyle alt-örneklenir ve yarı sayıda örneğe sahip olur. Böylece işaretin ölçeği 2 katına çıkartılmış olur. Bu durumda alçak geçiren filtreleme ile yüksek frekans bilgisi yok edilmiş ama ölçek değişmeden kalmıştı. Sadece alt-örnekleme ile ölçek değişmektedir. Çözünürlük ise işaretteki bilgi miktarıyla ilişkili olduğundan filtreleme işlemlerinden etkilenir. Yarım bant alçak geçiren filtreleme, frekansların yarısını yok ederek bilginin de yarısının kaybolmasına neden olur. Böylece filtreleme sonrasında çözünürlük yarıya iner. Ancak dikkat edilirse, filtrelemenin ardından alt-örnekleme

işlemi çözünürlüğü etkilememektedir. Çünkü işaretin spektral bileşenlerinin yarısını çıkarmak zaten örneklerin de yarısını gereksiz (“redundant”) kılar. Yarı sayıda örnekten bilgi kaybına uğramadan kurtulmak mümkündür. Yarı sayıda örneğe artık ihtiyaç olmadığından işaret daha sonra 2 ile alt-örneklenir. Böylece ölçek 2 katına çıkar. Yapılan işlemlerin matematiksel ifadesi;

$$y(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k).x(2n-k) \quad (3.16)$$

ADD’nin nasıl hesaplandığını incelersek; ADD, işareti, kaba bir yaklaşıklık (“approximate”) işarete ve ayrıntı (“detail”, detay) işaretine ayrıştırarak işareti farklı frekans bantlarında farklı çözünürlüklerde analiz eder. ADD iki fonksiyon kümesi kullanır. Bunlar sırasıyla alçak geçiren ve yüksek geçiren filtrelere karşılık gelen ölçekleme fonksiyonu ve dalgacık fonksiyonudur.

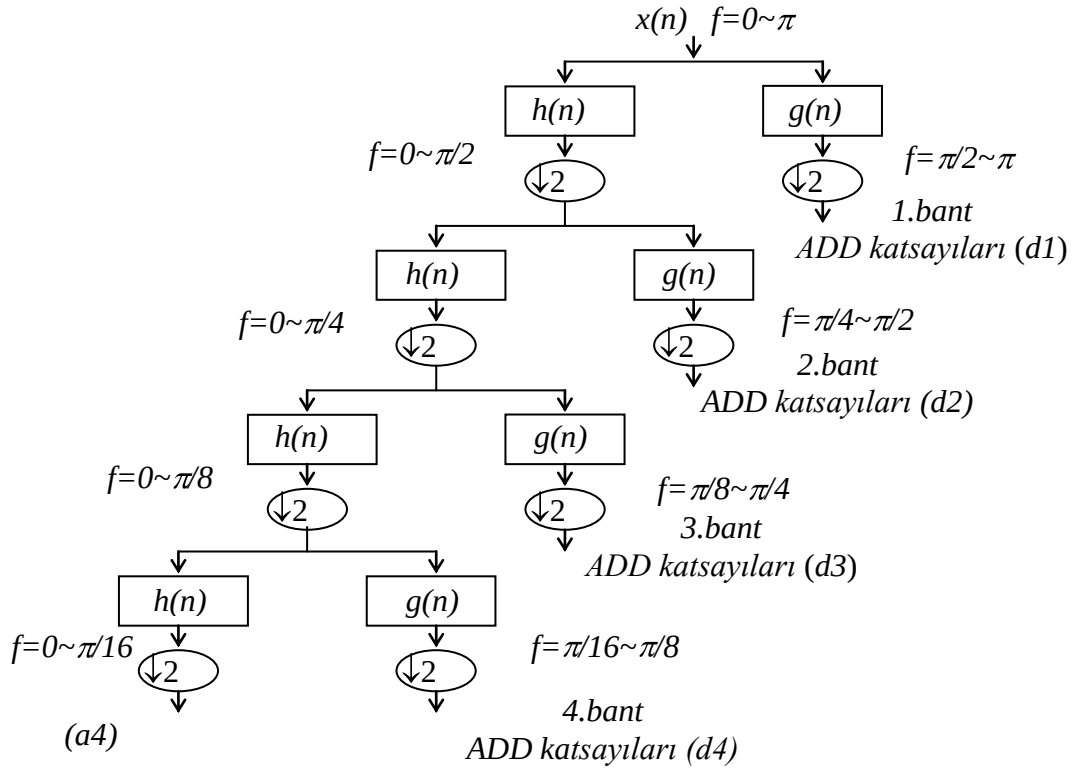
İşareti farklı frekans bantlarına ayırtırmak, zaman uzay işaretini art arda yüksek ve alçak geçiren filtrelerden geçirerek sağlanır. Orijinal $x(n)$ işareti önce yarım bantlı yüksek geçiren $g(n)$ filtresinden ve alçak geçiren $h(n)$ filtresinden geçirilir. Filtrelemeden sonra işarettaki en yüksek frekans π yerine $\pi/2$ olduğundan, Nyquist kriterine göre işarettaki örneklerin yarısı elimine edilebilir. Bu nedenle işaret 2 ile alt-örneklenir.

Şekil 3.12’de, ayrık dalgacık dönüşümü kullanılarak elde edilen katsayılar gösterilmektedir.

Aynı ayrıştırma seviyesindeki iki filtre çıkışı üst-örneklenip sentez filtrelerden geçirildikten sonra toplanırsa orijinal $x(n)$ işareti elde edilir. Yani, dalgacık dönüşümü uygulanan işaret dalgacık katsayılarından tekrar oluşturabilmektedir. Ayrık dalgacık dönüşümünün önemli bir özelliği de yüksek geçiren ve alçak geçiren filtrelerin darbe cevapları arasındaki ilişkidir. Yüksek ve alçak geçiren filtreler birbirlerinden bağımsız olmayıp aralarında aşağıdaki gibi bir ilişki söz konusudur:

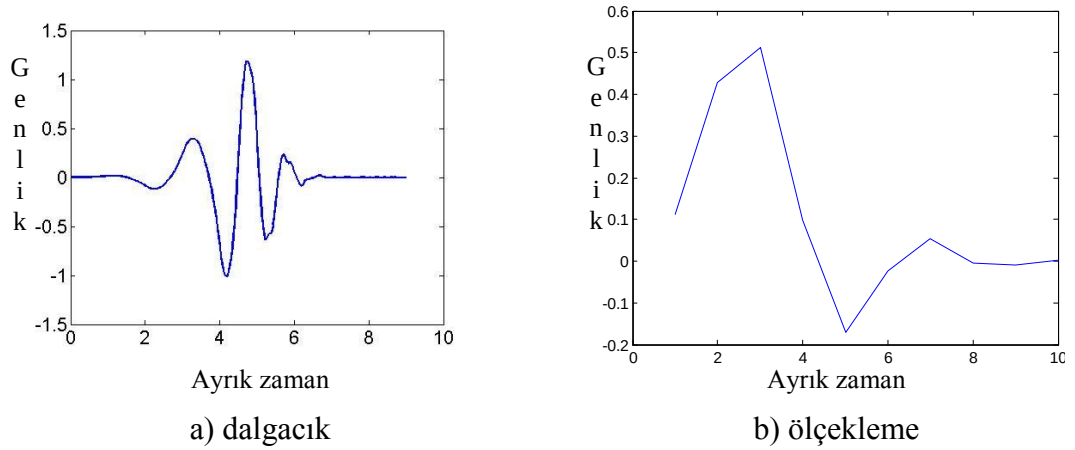
$$g(L-1-n) = (-1)^n . h(n) \quad (3.17)$$

Burada $g(n)$ ve $h(n)$ sırasıyla yüksek ve alçak geçiren filtreler olup, L çift sayılardan seçilmesi zorunlu olan filtre uzunluğudur.



Şekil 3.12 Dalgacık ağacı

Şekil 3.13'deki $h(n)$ ve $g(n)$ filtreleri için Daubechies dalgacık filtreleri kullanılabilir. Şekil 3.13'de, $g(n)$ yüksek geçiren filtre (YGF) ile ilişkili ana dalgacık fonksiyonu ve $h(n)$ alçak geçiren filtre (AGF) ile ilişkili ölçek fonksiyonu gösterilmektedir.

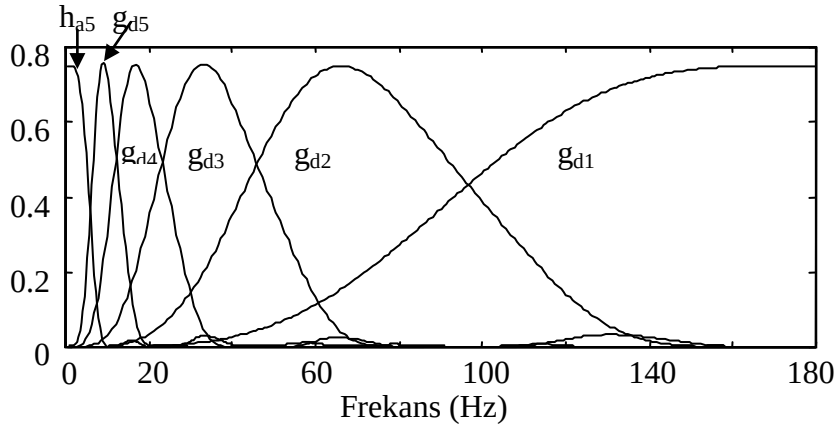


Şekil 3.13 Daubechies-5 fonksiyonu

Daubechies tarafından geliştirilen dalgacıklar (Daubechies- m , $m=1,2,\dots$), ortonormaldir. Dalgacıkların ortonormal özelliğe sahip oluşu orijinal işarete geri dönülebilmesini (sıkıştırma tekniklerinde) sağlamaktadır.

Şekil 3.14’da 360 Hz’de örneklenmiş bir işaretin analiz için kullanılan bantlar gösterilmektedir. Şekil üzerinde sağdan sola doğru yerleştirilen frekans bantları, Şekil 3.12’deki dalgacık ağacında 1. seviyeden 4. seviyeye kadar gösterilen çıkışlara karşılık gelmektedir. Daubechies-5 ($m=5$) dalgacıkları için m sayısı, temel filtreyi tanımlamaktadır. Daubechies- m dalgacığı ile ilişkili filtreler, $2 \times m$ katsayıdan meydana gelmektedir. Şekilden filtrelerin frekans bantlarının yumuşak geçişli olduğu gözlenmektedir. m değeri büyüdükçe filtreler, kesim frekanslarında daha keskin geçişler yapar; ancak bu durumda filtre çıkış değerini bulmak için daha fazla hesaplama yapmak gerekir (<http://users.rowan.edu/~polikar/>).

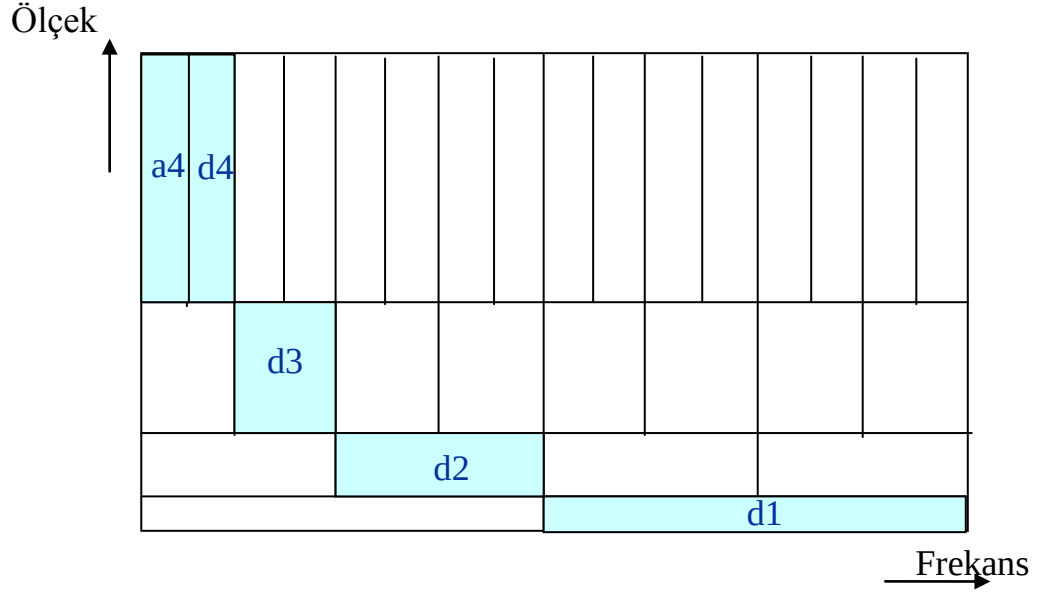
Kazanç



Şekil 3.14 Daubechies-5 dalgacıklarına ait filtrelerin frekans spektrumları

Şekil 3.14’den esinlenerek Ayırık Dalgacık Dönüşümündeki zaman-frekans uzayının dalgacık fonksiyonlarıyla kaplanması Şekil 3.15’de gösterilmiştir. Buna göre frekans uzayı filtre genişlikleri her seviyede yarıya düşürülmekte, buna karşılık zaman uzayında genişlikleri iki katına çıkmaktadır.

Dalgacık analizinde ölçeklere ait dalgacık katsayıları, düşey eksen dönüşümde kullanılan ölçeği ve yatay eksen zamanı göstermek üzere bir düzlem üzerinde gösterilmektedir (Şekil 3.15).



Şekil 3.15 Dalgacık fonksiyonlarıyla zaman-frekans düzleminin kaplanması

3.5 ADD Kullanılarak EKG Özniteliklerinin Çıkartılması

İşaretin farklı frekans bantlarına bölünmesi işaret içerisindeki değişik kısımların ve gürültünün detaylı incelenmesine imkân sağlamaktadır. ADD’de küçük değere sahip bantlar yüksek frekans bileşenlerini ve yüksek bantlar düşük frekans bileşenlerini yansıtırlar.

ADD kullanılarak EKG özniteliklerinin çıkartılması hususunda birçok farklı yöntem ve çalışma mevcuttur. Yu ve Chen (2007) yaptıkları çalışmada ADD bantlarının ortalama varyans, maksimum ve minimum katsayıların oranı gibi parametrelerini kullanarak olasılık ve GY temelli YSA’larla aritmi sınıflama gerçekleştirmişlerdir. Ağlardaki düğüm sayısının sınıflama başarımına etkisi ayrıca araştırılmıştır. Celler ve Chazal (1998) ADD bant katsayılarının direkt olarak sınıflayıcıya verilmesi ile sınıflama yapılmasını araştırmıştır. Bu durumda sınıflama başarımının oldukça düşük olduğu görülmüştür. Shyu (2004) yılında yaptığı çalışmada PVC ve Normal vuruları ayırmak için ADD bantlarındaki QRS alanını öznitelik olarak kullanmış ve Fuzzy YSA ile yüksek başarılı bir sınıflama gerçekleştirmiştir. Zandi ve Moradi (2005) çalışmasında EKG’nin sadece bir kısmına ADD uygulamışlar ve oluşan ADD bantlarının karesel ortalamasından yeni bir dalga şekli üretmişlerdir. Bu yeni dalga şekline uygulanan pencere fonksiyonunun ortalama ve standart sapmasını YSA’ya giriş öznitelikleri olarak kullanmışlardır. Ölmez ve Dokur (2003) yılında yaptıkları

çalışmada EKG işaretinin özniteliklerini çıkarmak ve sınıflama konusunda ADD ve diğer yöntemleri kıyaslamışlardır. ADD kullanarak öznitelik çıkarmak için R tepesi etrafındaki 256 örneğin ADD dönüşümü yapılmıştır. En uygun bant seçimi için diverjans analizi kullanılmıştır ve 4. bant en uygun bant olarak tespit edilmiştir. Bu bant için de en uygun öznitelikleri diverjans analizi ile tespit edilip hibrit bir YSA yardımıyla sınıflama için kullanılmıştır. Lin ve diğ. (2005) düğüm noktasının aktivasyon fonksiyonu dalgacık fonksiyonu olan bir YSA geliştirmişler ve bunun çıktılarını diğer bir olasılık temelli ağ ile sınıflamışlardır.

Jósko (2007) EKG içerisindeki Q, R, S dalgasının tespitinde farklı ADD bantlarının birlikte incelenmesinden faydalanmıştır. Eğer dalga şekli üst bantta gözlemlenemiyorsa alt bantta aranacak şekilde bir yöntem geliştirilmiştir. Visinescu ve diğ (2006), Szilágyi ve diğ. (2006), Martinez ve diğ. (2000), Gutierrez (1998) yine QRS dalgasının tespiti için ADD temelli uygulamalar geliştirmişlerdir. Mahmoodabadi ve diğ. (2005) ADD’de farklı dalgacık fonksiyonları kullanmışlar ve en uygun bantları seçerek QRS tespiti yapmışlardır. ADD ile birlikte TBA kullanan kaynak çalışmalar ayrıca TBA kısmında ele alınacaktır.

EKG içerisindeki QRS dalgası genellikle en yüksek genliğe ve en geniş spektruma sahip olduğundan tüm bantlarda görülecektir. Q ve S dalgaları yüksek frekanslı ve küçük boyutlu dalgalar olduğundan enerjileri daha ziyade d1 ve d2 bantlarında toplanmıştır. Bu bantlarda küçük değerler ağırlıkta oldukları için enerji yoğunlukları düşüktür. d3 bandı QRS dalgasının yüksek frekanslı keskin ucunu içerir. Bununla birlikte T ve P dalgası ilk iki WT bandında görünür değildir. T ve P dalgalarının enerjisi temel olarak 4. ve 5. bantlardadır. Ayrıca örneğin; QRS kompleksi bir yüksek frekanslı dalga iken; T dalgası alçak frekans bileşenleri içerir. Daha önce belirtildiği gibi yüksek frekans bileşenlerinin analizi için yüksek zaman çözünürlüğü gerekirken; alçak frekans bileşenlerinin analizi için ise yüksek frekans çözünürlüğüne gereksinim vardır.

Örnekleme frekansı F_s olmak üzere j . frekans bandı (ΔF)

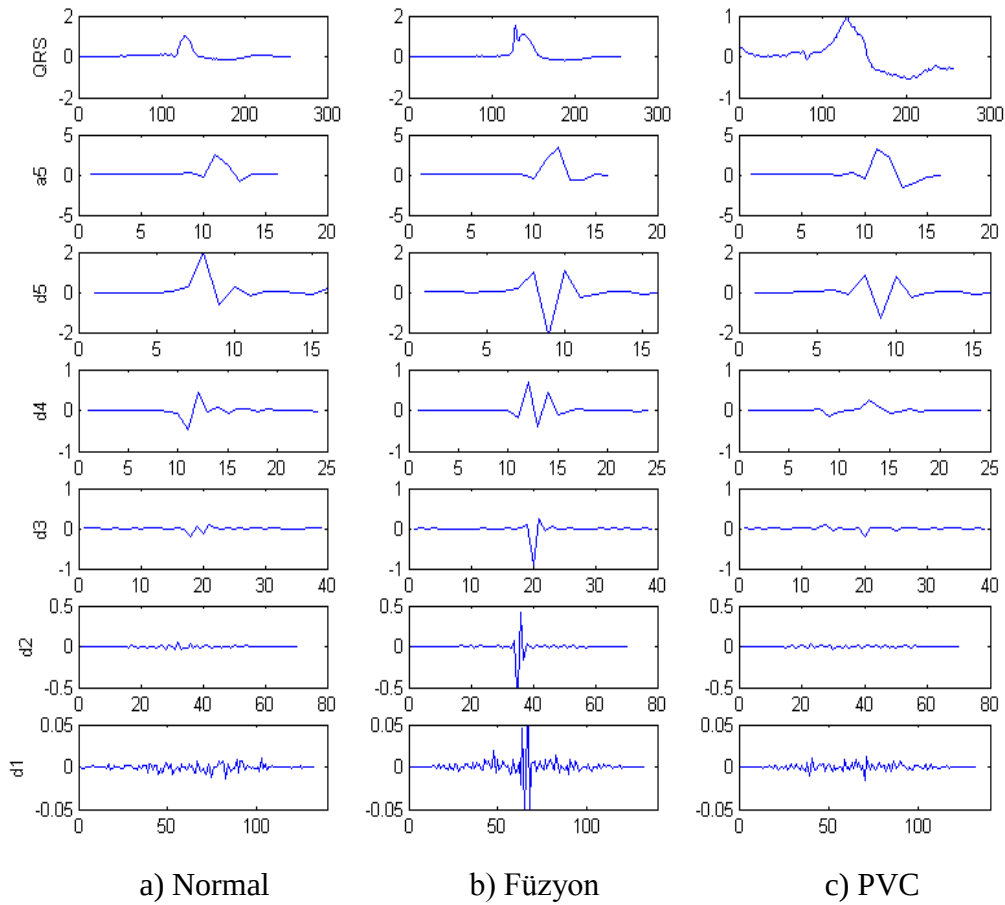
$$2^{-j-1} F_s < \Delta F < 2^{-j} F_s \quad (3.18)$$

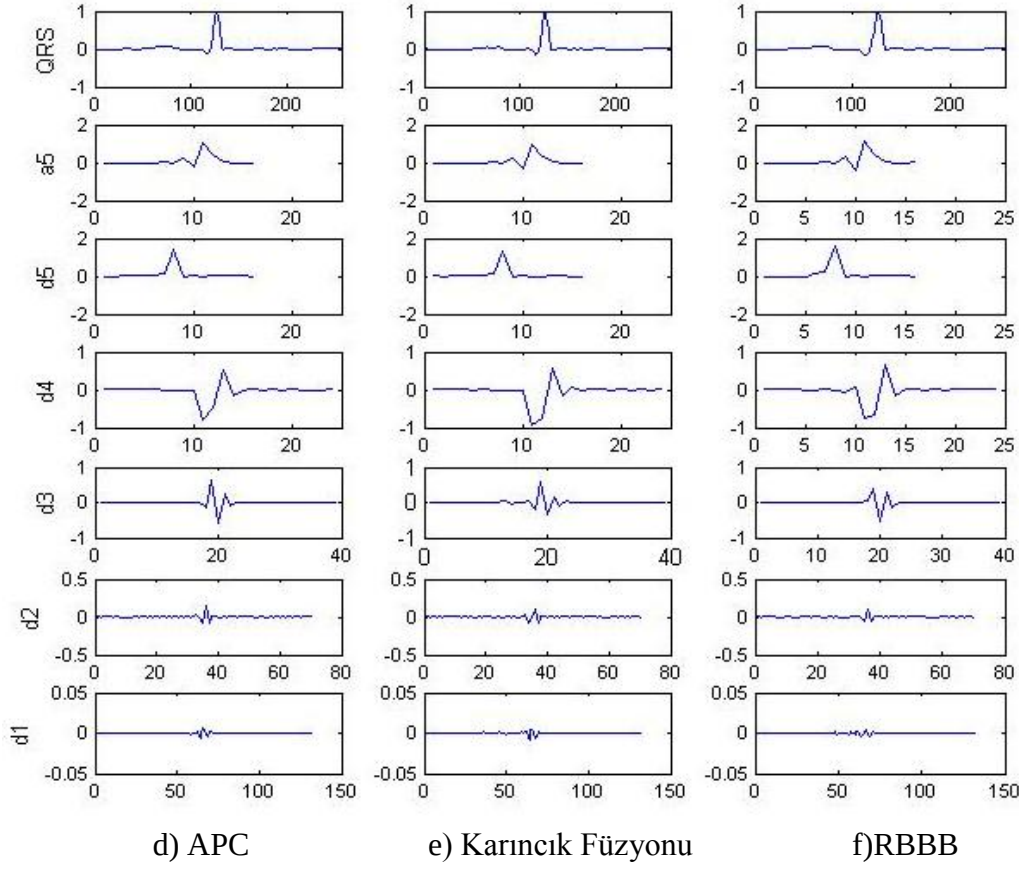
Şekil 3.16’de T, U, P, QRS dalgalarının farklı şekillerinin d1-d5 ve yaklaşıklık bantlarında nasıl gösterildiği görülebilir. d4 bandında temel olarak QRS dalgası

baskındır. Ayrıca P dalgasının az bir yüzdesini de içerir. d4 bandının ağırlıkları QRS kompleksinin genliği ile bağımlıdır. d5 bandı P dalgasının önemli bir kısmını ve T ve QRS kısımlarını içerir. a5 bandı da QRS enerjisinin önemli bir kısmını ve P-dalgası ile alakalı bilgiler içerir. Her frekans bandının ayrı ayrı incelenmesi bu yüzden EKG işareti kısımları hakkında detaylı bilgi verebilecektir.

Eğer daha üst ADD bantları örneğin 20. bant incelenirse zaman uzayındaki çözünürlüğün kaybolduğu görülebilir. Bu durumda frekans uzayında da vurunun yer bilgisi kaybolacaktır. Şekil 3.16'da sırasıyla normal, PVC, füzyon, karıncık füzyonu, APC ve RBBB aritmilerinin ADD katsayıları gösterilmiştir.

Normal ve PVC işaretlerinin d5 bandındaki işaretlerin şekilleri arasında fark gözlenebilir. Benzer şekilde füzyon aritmisinin d1, d2, d3 bandındaki işaret şekli de diğer aritmi tiplerinden ayrılmıştır (Şekil 3.16).





Şekil 3.16 EKG işaretinin ADD bantlarındaki görünümü

3.6 Temel Bileşen Analizi (TBA)

Temel bileşen analizi genellikle işaretler içerisindeki gizli veri desenlerini bulmak ve bu sayede çok boyutlu veri setlerinde boyut azaltma için kullanılan bir vektör uzayı dönüşümüdür. TBA 1901 yılında Karl Pearson tarafından bulunmuştur.

TBA hesabı için birçok yöntem olmakla birlikte hesap şeklinin basitliği ve yöntemin anlaşılmasına olan faydası nedeniyle kovaryans yöntemi ile hesaplanmasından bahsedilecektir.

X giriş vektörü d boyutlu bir sütun vektörü olsun. Genelliği kaybetmeksizin X 'in sıfır ortalamalı olduğunu kabul edelim.

$$P=XY \quad (3.19)$$

Bulmak istediğimiz $d \times d$ boyutlu ortonormal dönüşüm matrisi olan P aşağıdaki eşitliği sağlasın. $cov(Y)$ diyagonal bir matris ve $P^{-1} = P^T$ olmak kaydıyla

$$Y = P^T X \quad (3.20)$$

Matrisler üzerinde aşağıdaki eşitlikler uygulanarak

$$\text{cov}(Y) = E [YY^T] \quad (3.21)$$

$$= E [(P^T X) (P^T X)^T] \quad (3.22)$$

$$= E [(P^T X) (X^T P)] \quad (3.23)$$

$$= P^T E [XX^T] P \quad (3.24)$$

$$= P^T \text{cov}(X) P \quad (3.25)$$

Böylece aşağıdaki eşitliğe ulaşabiliriz.

$$P \text{cov}(Y) = P P^T \text{cov}(X) P = \text{cov}(X) P \quad (3.26)$$

Eğer P $d \times 1$ sütun vektör şeklinde yazılırsa $P = [P_1, P_2, P_3, \dots, P_d]$ ve

$$\text{cov}(Y) = \begin{bmatrix} \lambda_1 & . & . & \mathbf{O} \\ . & \lambda_2 & . & . \\ . & . & . & . \\ \mathbf{O} & . & . & \lambda_1 \end{bmatrix} \quad (3.27)$$

(3.26) , (3.27) eşitliklerini yeniden düzenlersek

$$[\lambda_1 P_1, \lambda_2 P_2, \dots, \lambda_d P_d] = [\text{cov}(X) P_1, \text{cov}(X) P_2, \dots, \text{cov}(X) P_d] \quad (3.28)$$

$$\lambda_i P_i = \text{cov}(X) P_i \quad (3.29)$$

P_i , X 'in kovaryans ("covariance") matrisinin özvektörüdür ("eigenvector"). Netice olarak X 'in kovaryans matrisinin özvektörünü bulduğumuzda, izdüşüm matrisi olarak adlandırabileceğimiz P matrisini de bulmuş oluruz.

3.7 Temel Bileşen Analizinin EKG İşaret Uygulamaları

Karvounis ve Fotiadis (2007) yaptıkları çalışmada anne ve cenin EKG işaretlerini birbirinden ayırmak için TBA ve ADD bantlarını kullanmışlardır. Legarreta (2006) direkt zaman uzayı dalga örnekleri üzerine TBA uygulayarak atrial fibrilasyon

aritmi için sınıflayıcı öznitelikleri tespit etmeye çalışmıştır. Benzeri bir çalışmada Costa ve Moraes (2000) zaman uzayındaki EKG işaretlerinin özniteliklerini TBA kullanarak çıkartmış ve seçilen öznitelik sayısına göre asıl QRS işareti ile farkını ortalama karesel hata cinsinden göstermiştir.

Silipo ve Marchesi (1998) TBA'ni sınıflama işleminde YSA sistemleri ile birlikte aritmi sınıflayıcının performansını artırmak için kullanmışlardır. Bunun için uygun öznitelik sayısını tespit etmeye çalışmışlardır. Bu çalışmada, zaman uzayındaki EKG dalgasının belli aralıklarındaki bilgilere TBA yönteminin uygulanmasının YSA performansını artırdığı gözlenmiştir. Wenyu ve diğ (2003) SOM tipi veritabanları ile benzer bir çalışma yapmıştır. Stamkopoulos ve diğ (1998) EKG işareti ST aralığına lineer olmayan TBA analizi uygulayarak sınıflayıcı öznitelik tespit etmişlerdir. Chaw ve Diğ (2006) EKG işaretinin TBA öznitelikleri kullanarak QRS, S ve T dalgalarının tespitini gerçekleştirmiştir. Bunun için en yüksek enerjiye sahip özniteliği kullanmışlardır.

3.8 Çok bantlı TBA (ÇBTBA)

ÇBTBA, TBA'nın değişkenler arası korelasyonu ortaya çıkarma yeteneğini ve ADD'nin işareti farkı özelliklerini inceleme amacıyla bantlara ayırma yeteneğini birleştiren bir yöntem sunmaktadır (Bakshi,1998). ÇBTBA yönteminin uygulanması aşağıdaki eşitliklerde gösterilmektedir. W , eşitlik 3.31'de gösterildiği şekilde, ADD filtre katsayılarından oluşturulmuş $n \times n$ boyutlu ortogonal dönüşüm matrisi olduğuna olsun (Bakshi,1998).

$$W = \begin{bmatrix} h_{L,1} & h_{L,2} & \cdot & h_{L,N} \\ g_{L,1} & g_{L,2} & \cdot & g_{L,N} \\ g_{L-1,1} & \cdot & \cdot & g_{L-1,N} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & \cdot & \cdot & g_{1,N} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_L \\ G_L \\ G_{L-1} \\ \cdot \\ G_m \\ \cdot \\ G_1 \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

Bu durumda işaretin ADD dönüşümü WX olarak gösterilebilir.

$G_m = 2^{\log_2 n - m}$ $m=1,2, \dots, L$ olmak üzere dalgacık detay filtre katsayılarını ifade eder. H_L ise en üs bandın yaklaşıklık fonksiyon katsayılarıdır.

WX matris orijinal veri matrisi ile aynı boyuttadır. Ancak ADD neticesinde X işareti WX içinde farklı bantlardaki az sayıdaki katsayı ile gösterilmektedir. X ve WX 'in TBA'sı arasındaki ilişki aşağıdaki şekilde hesaplanabilir (3.31).

$$(WX)^T(WX) = XTW^T WX = X^T X \quad (3.31)$$

Eşitlik 3.31 işaretin TBA'sının ADD'i ile İşaretin ADD'sinin TBA'sı aynıdır şeklinde yorumlanabilir. ADD'nin kovaryansı (3.32)

$$\begin{aligned} (WX)^T(WX) &= (H_L X)^T(H_L X) + (G_L X)^T(G_L X) + \dots \\ &+ (G_m X)^T(G_m X) + \dots + (G_1 X)^T(G_1 X) \end{aligned} \quad (3.32)$$

Eşitlik 3.32'e göre her ADD bandındaki katsayılar diğerlerinden bağımsız olarak hesaplanabilir. Aralarında karşılıklı korelasyon yoktur. Bu durumda TBA kullanarak istenilen bandın öznitelikleri seçilebilir (Bakshi,1998).

Tez kapsamında yapılan çalışmada ADD sonucu oluşan bantlara TBA uygulanmıştır. Bantlar kendi aralarında birleştirilerek içlerinden en uygun öznitelik grubunun tespitine çalışılmıştır.

4. KARINCA KOLONİ OPTİMİZASYONU YÖNTEMİYLE SINIFLAMA

Kümeleme, tanımlanan bir mesafe kriterine göre veri içersinde birbirine benzer özellikler taşıyan örnekleri kapsayacak alt kümelere ayırma işlemidir. Kümeleme işleminden önce ulaşılmak istenen önceden bilinen bir sınıf seti mevcut değildir. Geçtiğimiz on yıllarda, EKG işaret analizinde kümeleme temelli algoritmalar diğer tekniklerle birlikte kullanılarak birçok alanda doğruluk ve hız artmasına yönelik çalışmalar yapılmıştır ve bu çalışmalarda EKG aritmi sınıflama alanında farklı kümeleme tekniklerini kullanılmıştır.

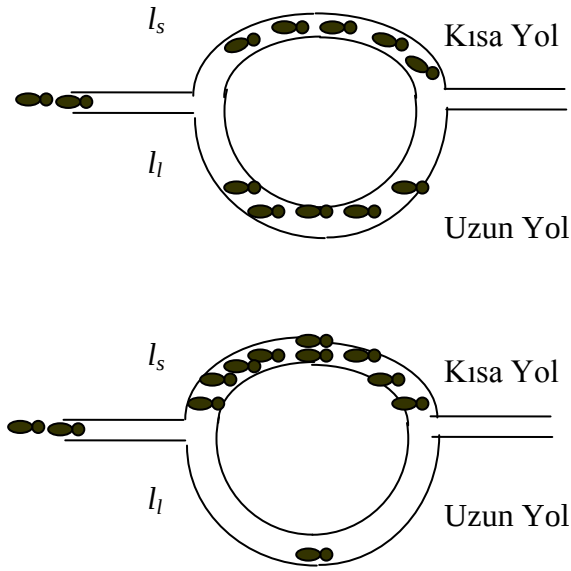
Osowski ve Linh (2001) iki aşamalı bir sistem önermiştir. (“Fuzzy self organization”) katmanı ile kümeleme gerçekleştirilmiştir ve sonrasında da çok katmanlı bir GYYSA kullanarak aritmi sınıflama gerçekleştirilmiştir. Öznitelik olarak QRS kompleksinin istatistiksel karakteristikleri kullanılmıştır. Ozbay ve diğ (2005) benzer şekilde hibrit bir sistem geliştirilmiştir. İlk aşamada (“fuzzy c means cluster”) ile veriler kümelenmiştir. Bu sayede YSA’nın, giriş ve çıkışta rasgele seçilen kutuplama vektörleri (“bias”) dolayısı ile yanlış bir noktada olgunlaşması önlenerek performans ve hızı artırılmaya çalışılmıştır. Aritmi sınıflama işleminde GY YSA ağı kullanılmıştır.

Lin ve diğ. (2005) izafi (“relative”) ölçüye dayalı kümeleme yöntemi ile aritmi analizinde kullanılmak üzere QRS şablon çıkarımı gerçekleştirmişlerdir. Sınıflamada bu şablonu kullanmışlardır. Zhou ve diğ. (1993) EKG öznitelik seçiminden sonra “fastcluster” yöntemi ile kümeler oluşturarak aritmi sınıflama gerçekleştirmişlerdir.

4.1 KKO Temel Kavramları

Arılar, karıncalar ve hatta bakteriler hayatta kalma stratejilerini çok karmaşık grup davranış biçimleri ile gerçekleştirirler. Günümüzdeki bilim adamları bu davranış biçimlerini ayrıntılı inceleyip değişik uygulamalarında ilham almaktadır. Dorigo ve diğ 1991, karınca kolonilerinin birlikte hareket etmelerinden esinlenerek karınca sistem (KS) adında bir algoritma tasarladı ve daha sonra bu sistemi geliştirmeye devam ettiler (Dorigo ve diğ 1996; Dorigo 1997; Dorigo ve diğ 1999; Dorigo ve diğ

2004). Karınca Koloni Optimizasyonu (KKO) olarak adlandırılan teknik, yapay sinir ağlarına benzer olarak bir olgunlaştırma ve genetik algoritma tekniğine benzer olarak da sezgisel bir algoritma tekniğidir. KKO tekniği son yıllarda oldukça geniş bir kullanım alanına ulaşmıştır. KS optimizasyonu algoritması olarak da adlandırabileceğimiz bu teknik, temel olarak bireyler arasındaki etkileşimin ortaya çıkarttığı neticelerin toplam sonucuna göre ortaya çıkan bir sistemdir. Bu sistemde karıncalar normal hayattan biraz daha akıllı olduğundan “yapay karıncalar” (“artificial ants”) şeklinde adlandırılmaktadırlar. Şekil 4.1’de karıncaların kısa yol üzerinde birikimleri gösterilmiştir.



Şekil 4.1 Karıncaların en kısa yolu bulmaları

Gerçek karıncalar, gidecekleri yolla alakalı bilgi sahibi olmamalarına rağmen yuvalarından yiyeceğe giden en kısa yolu bulabilmektedir. Karıncaların bu özelliği, bir takım özellikler aynen kullanılarak ve bazı eklemelerle gerçek problemlerin çözümünde kullanılabilir hale getirilmiştir (Dorigo ve diğ. 1991).

Gerçek karıncalardan aynen alınan özellikler: karıncalar arasında koku aracılığı ile kurulan iletişim, koku miktarının fazla olduğu yolların öncelikle tercih edilmesi, kısa yollar üzerinde koku miktarının daha hızlı artması şeklinde sayılabilir.

Algoritma tasarımında eklenen özellikler: karıncaların zamanın ayırık olarak hesaplandığı bir ortamda yaşaması, problem ile ilgili bazı ön bilgilere erişebilmesi,

belli bir miktar hafıza ile problemin çözümü için oluşturdukları bilgileri tutabilmeleri şeklinde ifade edilebilir.

4.2 Statik Model

Deneubourg ve diğ. (1993) karıncaların hareketi ile alakalı basit bir skolastik model önermişlerdir. Bu modelde ψ adet karınca v hızı ile hareket ederek her yola aynı birim miktarda koku bırakır. Kısa ve uzun yolları l_s ve l_l şeklinde tanımlarsak kısa yolu geçme süresi t_s ve uzun yolu geçme süresi t_l olmak üzere aşağıdaki eşitliklerle verilebilir.

$$t_s = l_s / v \quad (4.1)$$

$$t_l = l_l / v \quad (4.2)$$

$$r = l_l / l_s \quad (4.3)$$

$$t_l = (l_l / l_s) (l_s / v) = r \cdot t_s \quad (4.4)$$

t anında bir yol ayrımına yani karar noktasına gelen bir karıncanın en kısa yolu seçme ihtimali p_{is} ; φ_{is} , yolu kullanan karınca miktarına bağlı olarak, yolda daha önceden birikmiş koku miktarı olmak üzere aşağıdaki eşitlik ile ifade edilebilir.

$$p_{is} = \frac{(t_s + \varphi_{is}(t))^\alpha}{(t_s + \varphi_{is}(t))^\alpha + (t_s + \varphi_{il}(t))^\alpha} \quad (4.5)$$

α üstel olarak koku miktarları arasında bağımlılığı ifade eden sabit bir katsayıdır ve denemeler sonucunda en uygun α değeri 2 olarak bulunmuştur (Deneubourg 1990). Kısa ve uzun yolu seçme ihtimalleri toplamı 1'dir.

$$p_{is}(t) + p_{il}(t) = 1 \quad (4.6)$$

Yukarıda bahsedilen modelde bir yolda biriken kokunun geçmişte bu yolu kullanan karıncaların miktarı ile doğru orantılı olduğu görülebilir. Ancak yapılan incelemelerde biriken kokunun zamanla kısmen uçtuğu ve bunun da modele eklenmesi gerektiği görülmüştür. Bu modele koku uçuşmasının etkisini eklediğimizde, s yolundaki kokudaki t anındaki değişim aşağıdaki eşitliklerle modellenebilir.

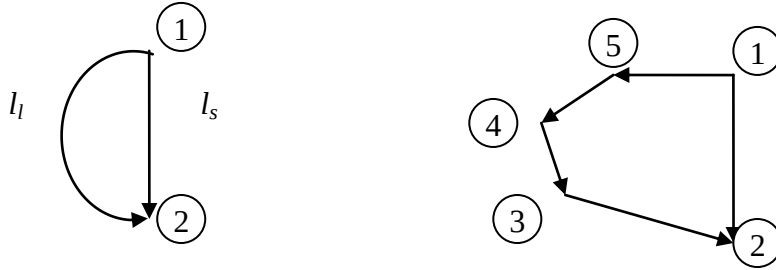
$$d\varphi_{is}(t)/dt = \psi p_{js}(t-t_s) + \psi p_{js}(t) \quad (i=1, j=2; i=2, j=1) \quad (4.7)$$

$$d\varphi_{il}(t)/dt = \psi p_{jl}(t-r.t_s) + \psi p_{jl}(t) \quad (i=1, j=2; i=2, j=1) \quad (4.8)$$

i ve j sistemdeki noktaları ifade etmektedir. Sistemde iki nokta arasında aynı anda çift yönlü bir akış olduğu için ($i=1, j=2; i=2, j=1$) şeklinde ifade edilmiştir.

4.3 Dinamik Model

Karıncaların olasılık kuralları yardımı ile iki nokta arasındaki en kısa yolu bulma kapasiteleri önceki modelde gösterilmişti. Bu modelden yola çıkarak sadece iki nokta arasında değil bir graf üzerinde de en kısa yolu bulma modellenebilir.



Şekil 4.2 Graf Ortamında en kısa yol

$$p_{is} = \frac{|\varphi_{is}(t)|^\alpha}{|(\varphi_{is}(t)|^\alpha + |\varphi_{il}(t)|^\alpha)} \quad (4.9)$$

$$p_{il} = \frac{|\varphi_{il}(t)|^\alpha}{|(\varphi_{is}(t)|^\alpha + |\varphi_{il}(t)|^\alpha)} \quad (4.10)$$

Her dal için kokunun güncellenmesi aşağıdaki eşitliklere göre yapılır;

$$\varphi_{is}(t) = \varphi_{is}(t-1) + p_{is}(t-1)m_i(t-1) + p_{js}(t-1)m_j(t-1) \quad (i=1, j=2; i=2, j=1) \quad (4.11)$$

$$\varphi_{il}(t) = \varphi_{il}(t-1) + p_{il}(t-1)m_i(t-1) + p_{jl}(t-r)m_j(t-r) \quad (i=1, j=2; i=2, j=1) \quad (4.12)$$

$m_i(t)$ i. düğümdeki t anında bulunan karınca sayısıdır.

$$m_i(t) = p_{js}(t-1)m_i(t-1) + p_{jl}(t-r)m_j(t-r) \quad (4.13)$$

- Bu model sistemin ortalama hareketini birlikte düşünür. Sadece bir karıncanın kendi başına hareketine bağlı kalmaz
- Ayrık zaman modelini ifade eder. Diğer model süreklilik ifade etmekteydi. Böylece diferansiyel eşitlikler yerine fark işlemi kullanılabilir.

KS algoritması, gerçek karıncaların geçtikleri yollara bırakmış oldukları kimyasallardan (koku olarak adlandıracağız) esinlenerek ortaya çıkmıştır. Karıncalar geçtikleri yollarla koku (“pheromone”) yayarlar ve bu kokuya göre diğer karıncalar yollarını belirlerler. KS algoritmasının genel yapısı aşağıda belirtilmiştir.

KS genel algoritmasının taslak kodu

Başlangıç değerlerinin Belirlenmesi

Dongu (bitiş şartı oluşuncaya kadar)

Çözümü inşa et

Yerel arama algoritması

% seçimli

Yerel koku değişimi

Döngü Sonu

Genel Koku Değerlerinin belirlenmesi

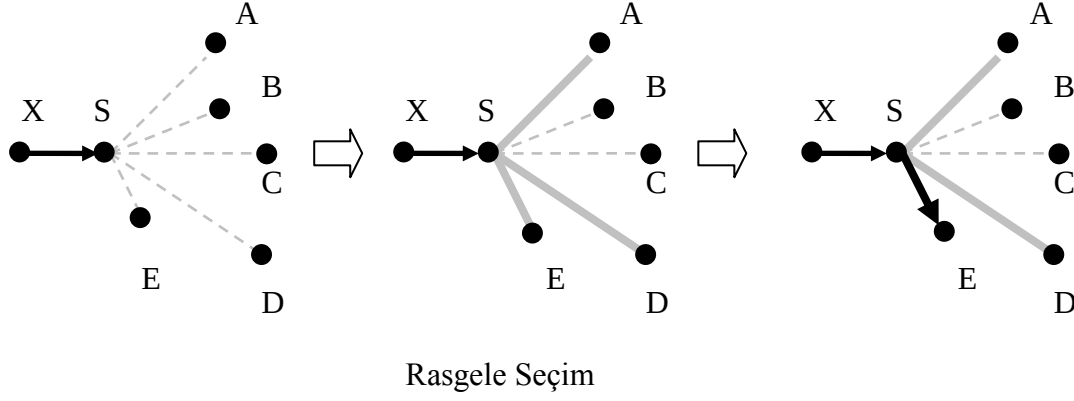
% seçimli

KS algoritmasının Sonu

4.4 KKO Tekniğine Dayalı Kümeleme Algoritması

KKO algoritmasını temel alan başarılı kümeleme teknikleri de geliştirilmiştir (Tsai ve diğ 2003, Kuo ve diğ 2005). Tsai ve diğ. (2003) yaptıkları çalışmada geliştirdikleri algoritmanın ilk aşamasında karıncalar rasgele noktalara yerleştirilirler ve sonrasında da diğer noktalar belirlenen bir döngü sayısına kadar rasgele seçilerek ziyaret edilir. Bu işlem esnasında karıncalar gittikleri yolun “Gaussian” uzaklığı ile ters orantılı olarak yola koku bırakırlar. Bu koku belli bir süre sonra uçacak şekilde modellenmiştir. Belli sayıdaki tekrardan sonra birbirine yakın noktalar arasındaki koku yoğunluğunun artacağı görülmüştür. İkinci aşamada karıncalar koku miktarı fazla olan yolları tercih ederek buradaki koku miktarını daha da artırırılar. Her karınca noktaların sadece 1/10 kadarını dolaşır. Her döngü adımıda karıncaların ziyaret edecekleri nokta sayısı azalır. Kokunun süreye bağlı uçuşması neticesinde uzun süre

gezilmeyen yollarda koku azalacaktır. En sonunda sistemde kümeler net şekilde birbirinden ayrılmış olur. Ziyaret edilecek yeni noktanın seçimi rasgele seçilen noktalar içerisinde en yoğun kokuya sahip yol olarak seçilecektir. Bir önceki nokta rasgele seçilen hatlar içerisinde değildir. Bu şekilde toplam tekrar sayısına kadar kümeler olgunlaşmaya devam eder.



- Gidilebilecek tüm yollar
- Rasgele Secim
- ➔ Seçilen Yol

Şekil 4.3 Gidilecek yolun seçimi (Tsai ve diğ 2003)

KKO kümeleme algoritmasının gerçekleştirilmesi aşamaları (Tsai ve diğ 2003). Tüm eğitim noktaları bir düğüm olarak düşünülecektir.

1. Giriş veri setinin 1/10'u kadar karıncanın rasgele düğümlere dağıtılması
2. Karıncaların ziyaret etme ihtimali olan noktaların rasgele seçimi ve bu yollarda kokunun yolun Gaussian uzaklığı ile ters orantılı olarak artması
3. Karıncanın rasgele seçilen yolların içerisinde koku miktarı en çok olanına gitmesi. En yakın seçimi biriken koku miktarının fazla olması ile yapılmaktadır.
4. Gidilen yolun koku miktarının yol ile ters orantılı olarak artırılması
5. Gidilebilecek yol adedinin belirlenmesi
6. Tüm yollardaki kokunun zamanla buharlaşarak azalması
7. Toplam tekrar sayısına kadar 3. ve 6. adımlarda yapılan işlemlerin tekrar edilmesi
8. Koku birikme miktarına göre kümelerin birbirinden ayrılması
9. Küçük kümelerin kendilerine yakın olanlarla birleştirilmesi

Tez çalışması kapsamında KKO üzerindeki kümeleme yaklaşımlarında bazı iyileştirmeler yapılmıştır. Rasgele seçime dayalı ilk aşama kaldırılarak Gaussian uzaklık kriterine bağlı en yakın komşuluk kullanan bir yerel arama eklenmiştir. Böylece algoritma sonuca daha az döngü ile ulaşabilmektedir.

Karıncaların sürekli en yakın yolu tercih etmeleri birbirine uzak kümelerin tespitinde bazı problemlere yol açabilmektedir. Bunun giderilmesi için karıncaların keşif ismi verilen belli döngü adımlarında (parametrik olacak şekilde her beş adımda bir) en uzak yola gitmeleri sağlanmıştır. En uzak yola gitme adımında koku ekleme işlemi iptal edilmiştir. Bu sayede uzaktaki kümelerin tespiti kolaylaşmıştır. Geliştirilen algoritmanın taslak kodu aşağıda verilmiştir.

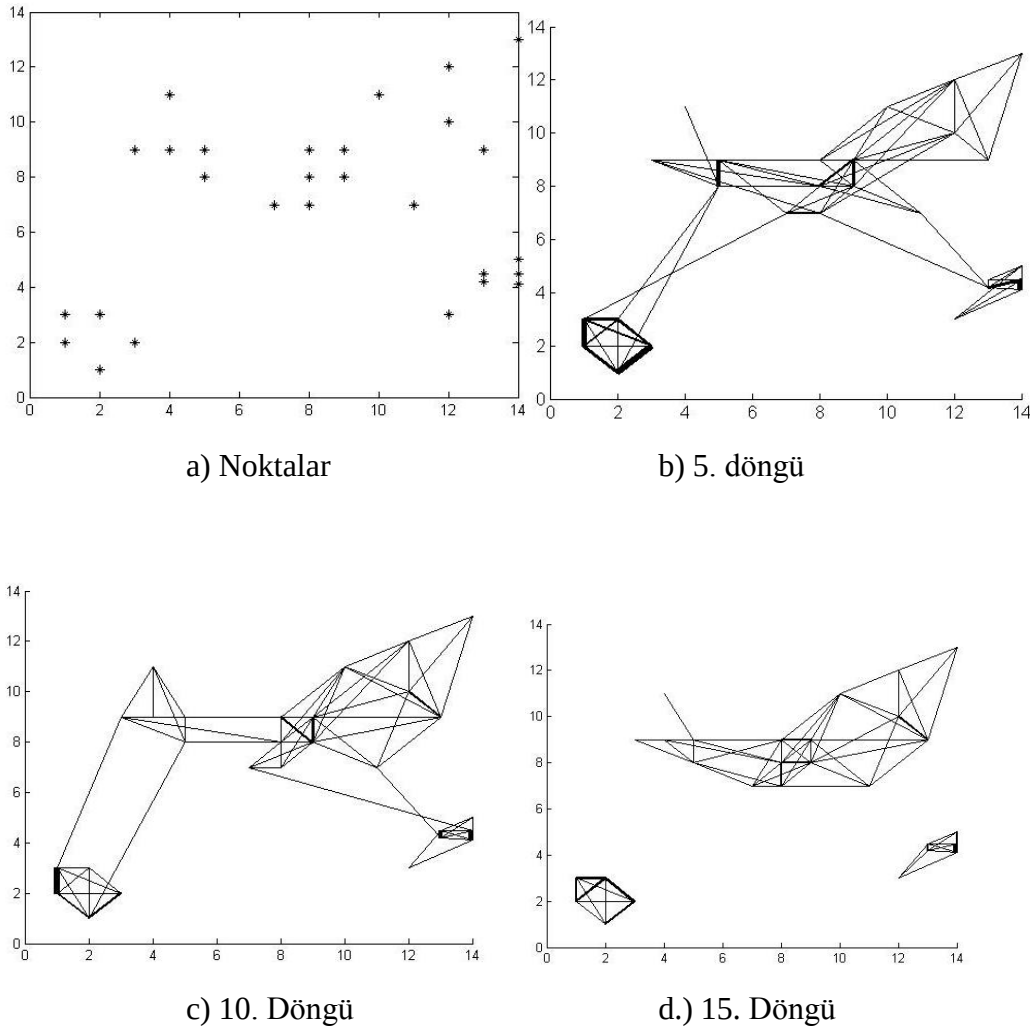
Karıncaların gidebilecekleri yolu rasgele seçmeleri algoritmanın farklı sonuçlara yol açmasına neden olabilmektedir. Bu duruma bir çözüm olarak her döngü adımı sonunda oluşan bölütler için siluet indeks değerleri hesaplanarak saklanmış ve bu değerlerin içersinde başarıımı en yüksek döngünün koku dağılımı kümeleme işleminde kullanılmıştır.

- 1. Giriş veri setinin 1/10'u kadar karıncanın rasgele düğümlere dağıtılması*
- 2. Karıncaların ziyaret etme ihtimali olan noktaların rasgele seçimi ve bu noktalar içersindeki en yakın noktaya karıncanın gönderilmesi*
 - 2.1. Karıncanın rasgele seçilen hatların en yakınına gitmesi. Gidilecek en yakın nokta seçimi öklid uzaklığına bağlı olan yerel optimizasyon fonksiyonu ile yapılmaktadır.*
- Gidilen yolun koku miktarının yol ile ters orantılı olarak artması artırılması*
- 2.2 Yeni Kümelerin Keşfi*

Bu aşamada karıncaların en uzak yola gitmeleri sağlanmıştır. Gidilen yolun koku miktarı bu aşamada sabit kalmaktadır
- 3. Yollardaki kokunun yolun Gaussian uzaklığı ile ters orantılı olarak artması*
- 4. Tüm yollardaki kokunun bir kısmının buharlaşması: Bu sayede sistemin ilk aşamasından oluşan ve optimal olmayan bağlantıların kopması sağlanmaktadır.*
- 5. Toplam döngü sayısına kadar 2. ve 4. adımlar arasındaki işlemlerin tekrar edilmesi*
- 6.Koku birikme miktarına göre kümelerin birbirinden ayrılması*
- 7.Küçük kümelerin kendilerine yakın olanlarla birleştirilmesi*

Küçük kümelerin kendilerine yakın olanlarla birleştirilmesi adımıyla toplam örnek sayısının %5'inden daha az elemana sahip kümeler tekrar kontrol edilmiştir. Bu kümelerin merkezleri hesaplanmış ve kendilerine merkez uzaklığı en yakın olan küme ile birleştirilmeleri sağlanmıştır.

Gerçekleştirilen algoritmada kümelerin olgunlaşması Şekil 4.4'de gösterilmiştir. Birbirine bağlı yollar ortalama kokunun üzerinde koku miktarına sahip olan yolları ifade etmektedir. Görüldüğü gibi ilerleyen döngü sayılarında belli yollarda koku miktarı belirgin şekilde artmaktadır. Algoritma akış diyagramı EK-A'da gösterilmiştir.



Şekil 4.4 KKO Kümeleme algoritmasında kümelerin olgunlaşması

4.5 Kümeleme Başarımı

Kümeleme işleminde temel amaç, tanımlanan bir mesafe kriterine göre küme içi mesafeyi en aza indirecek ve kümeler arası mesafeyi en uzak hale getirecek bir küme setine ulaşmaktır. Mesafe kriteri birçok şekilde tanımlanabilir. En çok kullanılan Euclid mesafesidir. Gerçekleştirilen kümeleme işleminin bu amaca uygunluğunu doğrulamak için birçok yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntemlerden en çok kullanılanlarından biri siluet indisidir (Bolshakova ve Azuaje 2003). KKO kullanılarak geliştirilen kümeleme işleminin başarımının ölçümünde siluet değerlerinden faydalanılmıştır.

Siluet indisi bir noktanın küme içersindeki diğer noktalara olan ortalama uzaklığının, diğer kümelerdeki noktalara olan minimum ortalama uzaklığına dayalı bir oran olarak tanımlanabilir. $X_r = \{X_1, \dots, X_N\}$ kümelenecek veri seti ve k küme sayısı olmak üzere $C = \{C_1, \dots, C_k\}$ oluşan küme seti olsun. X_k ve X_L arasındaki mesafe $D(X_k, X_L)$ olarak tanımlansın.

Uzaklık tanımı olarak Euclidean norm kriteri kullanılmaktadır.

$$d = \|X_k - X_L\| \quad (4.14)$$

$C_j = \{X_1^j, \dots, X_{m_j}^j\}$ $j = 1 \dots K$, kümenin elemanları olsun. $m_j = |C_j|$ j . kümenin eleman sayısıdır.

i . eleman ile küme içersindeki diğer elemanlar arasındaki ortalama uzaklık a_i^j aşağıdaki eşitliklerle tanımlanır.

$$a_i^j = \frac{1}{m_j - 1} \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^{m_j} d(X_i^j, X_k^j) \quad i = 1, \dots, m_j \quad (4.15)$$

C_j kümesindeki i . eleman ile C_k küme elemanları arasındaki ortalama uzaklık b_i^j aşağıdaki eşitliklerle tanımlanır.

$$b_i^j = \min_{\substack{n=1, \dots, K \\ n \neq j}} \left\{ \frac{1}{m_n} \sum_{k=1}^{m_n} d(X_i^j, X_k^n) \right\} \quad i = 1, \dots, m_j \quad (4.16)$$

C_j kümesindeki i . eleman için silhouette değeri aşağıdaki şekilde tanımlanır.

$$s_i^j = \frac{b_i^j - a_i^j}{\max(b_i^j, a_i^j)} \quad (4.17)$$

4.13 eşitliğinde siluet değerinin $-1 \leq s_i^j \leq 1$ aralığında değer alabileceği görülebilir. C_j kümesine ait siluet değeri aşağıdaki şekilde hesaplanabilir.

$$S_j = \frac{1}{m_j} \sum_{i=1}^{m_j} s_i^j \quad (4.18)$$

Tüm kümeler için genel siluet değeri

$$S_j = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K S_i^j \quad (4.19)$$

Yukarıdaki eşitlikten eşitliğinde genel silhouette değerinin de $-1 \leq s_i^j \leq 1$ aralığında değer alabileceği görülebilir.

4.6 KKO Temelli Kümeleme İle ECG İşaretlerinin Sınıflanması

Korürek ve Nizam (2008) yaptıkları çalışmada KKO temelli kümeleme tekniği ile zaman uzayı özniteliklerinin kümelenmesinde yüksek başarımlı elde edilebileceğini göstermişlerdir. Bu çalışmada EKG işaretine ait zaman uzayındaki QRS tepesi genliği, QRS genişliği, QRS alanı, ST aralığı, QT aralığı, RR aralığı ve bir önceki RR aralığına ait öznitelikler kullanılmıştır. KKO yöntemi ile oluşturulan kümeler EYK sınıflayıcısı ile sınıflanmaktadır. Geliştirilen tekniğin performans açısından GYYSA ile mukayesesi gerçekleştirilmiştir.

4.7 EYK Sınıflayıcı

Test için k-en yakın komşuluk sınıflayıcı kullanılmıştır. Test aşamasında yeni bir vuru sisteme verildiğinde küme listesi EYK sınıflayıcı ile araştırılarak bu vurunun hangi sınıfa ait olduğu bulunmaktadır. Eğer bir vurunun en yakın komşuluğu içerisinde birden fazla küme üyesi varsa en çok üyeye sahip kümeye ait sınıfa atanacaktır. Eğer üye sayısı eşit birden fazla küme varsa farklı kümelerdeki eşit örnekler için toplam

Guassian uzaklığı bulunarak ve en küçük uzaklık toplamına sahip kümeye sınıflama yapılmaktadır.

Sınıflama Algoritmasının taslak kodu aşağıda kısaca verilmiştir.

- 1.Küme üye listelerinin eğitim kümesinden alınması*
- 2.Test örneği ile diğer etiketli örnekler arasındaki Guassian uzaklıkların tespit edilmesi*
- 3.Örneklerin uzaklık kriterine göre büyükten küçüğe sıralanması*
- 4.En küçük uzaklıktaki k adet etiketli üyenin en çok hangi kümeye ait olduğunun belirlenmesi yani en yakın komşuluğa sahip kümenin tespit edilmesi*
- 5.Test örneğinin bu kümenin ait olduğu sınıfa atanması*
- 6.Test kümesi tamamlanıncaya kadar her örnek için yukarıdaki işlemlerin tekrar edilmesi*

5. YAPAY SİNİR AĞLARI

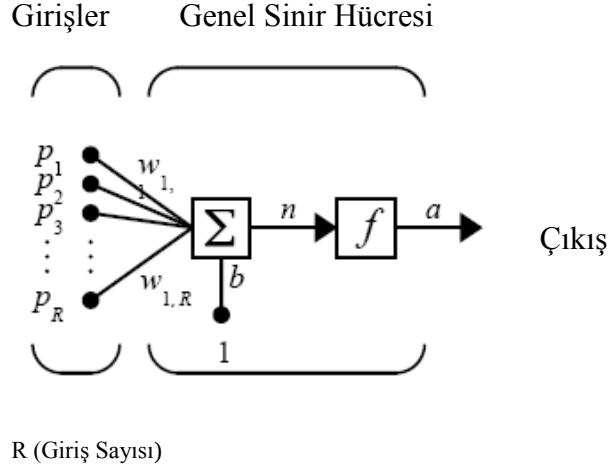
5.1 Yapay Sinir Ağının Tanımı

Sinir ağları, biyolojik sinir sistemlerinden esinlenerek tasarlanan sinir hücresi (nöron) ismi verilen hesaplama elemanlarının paralel bir şekilde çalışmasından meydana gelir. Belirli bir fonksiyonu gerçekleştirmek için bir sinir ağını, elemanlar arasındaki bağlantıların (ağırlıkların) değerlerini ayarlayarak eğitilmektedir. Genelde, sinir ağları eğitilerek belirli bir girişe karşılık verilen arzu edilen çıkışı elde ederler. Bu durum aşağıdaki şekilde verilmiştir. Ağın çıkışı arzu edilen hedefe ulaşınca kadar çıkış ile hedef karşılaştırılarak ağın eğitimi (ağırlık değerlerinin ayarlanması) gerçekleştirilir. En basit tanımıyla yapay sinir ağları, bilinen en iyi eğri uydurma tekniklerinden birisidir (Dokur, 1999).

Yapay sinir ağı, aşağıdaki tanımlamaları ve sınırlamaları içeren paralel bilgi işleme özelliğine sahip yönlü bir graftır (Hecht-Nielsen, 1990).

- a) Yönlü grafın düğümleri *işlem elemanı* olarak tanımlanır.
- b) Yönlü dallar bağlantılara karşılık düşer ve tek yönlü işaret iletim yolu olarak çalışırlar.
- c) Her bir işlem elemanı, belirli bir sayıda giriş bağlantısına sahiptir.
- d) Her bir işlem elemanı, belirli bir sayıda çıkış bağlantısına sahiptir. Ancak çıkış işaretlerinin değeri aynı olmalıdır.
- e) İşlem elemanları yerel belleklere sahip olabilir.
- f) Her işlem elemanı, giriş işaretini ve yerel belleği kullanan bir transfer fonksiyonuna sahiptir. Bu fonksiyon işlem elemanının çıkış değerini oluşturur. Transfer fonksiyonu sürekli veya ayrık olarak çalıştırılabilir. Ayrık çalıştırma modunda fonksiyon, bir aktif işareti ile kontrol edilir.
- g) Yönlü bağlantı ve işlem elemanlarının bir araya gelmesi ile oluşan yapıya, yapay sinir ağı (YSA) ismi verilir. Bu yapı, dış çevreden giriş bağlantıları yolu ile işaret alır ve çıkış bağlantıları yolu ile işaret gönderir.

Şekil 5.1’de işlem elemanının iç yapısı gösterilmiştir. İşlem elemanının transfer fonksiyonu, diğer elemanlardan ve yerel belleğinden gelen bilgileri giriş olarak alır. Aktivasyon fonksiyonunun çıkışı, diğer elemanlara gönderilmek üzere kopyalanır.



Şekil 5.1 YSA İşlem elemanının yapısı

$$n = \sum_{i=1}^R w_i p_i + b \quad (5.1)$$

$$a = f\left(\sum_{i=1}^R w_i p_i + b\right) \quad (5.2)$$

Burada x_i , giriş vektörünün i. elemanını; w_i , yerel belleğin i. elemanını; n , boyutu; $F(y)$, ise kırpıcı adı verilen ve lineer olmayan transfer fonksiyonunu temsil etmektedir.

Yapay sinir ağları, katman olarak isimlendirilen alt kümeler içinde aynı yapıda işlem elemanlarına sahiptir. Bu alt kümeler içindeki tüm işlem elemanları aynı transfer fonksiyonunu kullanır. Aynı katman içindeki işlem elemanları birbirleriyle veya diğer katmandaki elemanlar ile bağlantı oluşturabilir.

YSA airimi sınıflamada en çok kullanılan yöntemlerden biridir. Rumelhart ve diğ. (1998), Foo ve diğ (2002) GY temelli YSA’lar kullanarak aritmi teşhisi uygulamaları gerçekleştirmişlerdir.

Palreddy ve diğ. (1997) birden fazla YSA kullanmışlardır. İlk seviyede her sınıflayıcı belli özellikler için optimize edilmiştir. İkinci seviyedeki sınıflayıcı girişinde birinci seviye çıktıları bir birleştirme kuralı ile birleştirilmiştir. Sistemin genel çıkışı ikinci seviye sınıflama sonunda oluşturulmuştur.

5.2 Geri Yayılım Yapay Sinir Ağı (GYRSA)

İşlem elemanı, transfer fonksiyonu ve öğrenme ile ilgili kavramaların daha iyi anlaşılması için, yapay sinir ağlarında en temel algılayıcı (*almaç*) yapısını inceleyelim (Hecht-Nielsen, 1990). Yapay sinir ağlarında çok çeşitli ağ yapıları ve modelleri vardır. En çok kullanılan ağ yapılarından birisi GYRSA'dır. Bu ağda bilginin akışı ileri yönlüdür. Öğrenme ve eğitme algoritması olarak genelde türeve dayalı geriye yayılım ("back propagation", GY) algoritmaları tercih edilir. Burada, nöronlar katmanlar şeklinde organize edilmiştir. Her bir katmanda en az bir nöron bulunur. Bir önceki katmandaki tüm nöronlar bir sonraki katmandaki nöronlara bağlantı içermektedir. Bu şekilde arzu edildiği kadar katman oluşturulabilir.

Son katman çıkış katmanı olarak da isimlendirilir. Giriş ile çıkış katmanı arasında yer alan katmanlar gizli katman ("hidden layer") olarak da anılmaktadır. Bu durumda giriş ile çıkış arasında paralel bir matematiksel ilişki kurulmuş olur. Uygun bir öğrenme algoritması ile ağırlık değerleri ağın arzu edilen çıkışını verecek şekilde ayarlanmaktadır.

5.2.1 Geriye yayılım bBackpropagation) algoritması

Geriye yayılım algoritmasının birçok farklı gerçekleştirme yöntemi vardır. En basit şekli ağın ağırlık ve kutuplama ("bias") vektörlerinin performans fonksiyonunun en hızlı azalma yönüne göre değiştirilmesidir. Bu şekilde algoritmanın tek bir döngüsü aşağıdaki formülle ifade edilebilir.

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k g_k \quad (5.3)$$

Burada, x_k ağırlık vektörünün k anındaki değerlerini, g_k k anındaki eğimi (gradyenti), α_k ise öğrenme oranını temsil etmektedir.

Algılayıcı, Şekil 5.1'de gösterilen birden fazla girişi, en az bir çıkışı, bir transfer fonksiyonu ve giriş sayısı kadar yerel bellek elemanı olan en basit yapıda yapay sinir ağıdır. Eşitlik 5.1'de algılayıcının matematiksel ifadesi verilmiştir.

Eğitim işlemi ile algılayıcıdaki sadece w_i yerel bellek elemanları değiştirilir. Bu elemanlar çoğu zaman sinir hücresinin *ağırlık vektörü* olarak tanımlanır. Hücresinin ağırlıkları önceden belirlenen amaç ölçütünü sağlaması için bir eğitim algoritması

kullanılarak değiştirilir. Öğrenme işlemini, bu amaç ölçütünü en iyi sağlayan w_i ağırlık vektörünü bulmaya doğru adım adım yaklaşma olarak tanımlayabiliriz.

Öğrenme algoritması, eğitim kümesinden alınan sınıf dağılım bilgisini kullanarak, amacı sağlayan en uygun değer w_i değerlerini araştırır. Ancak, amaç ölçütünün her zaman bir düğüm (hücre) ile sağlanması mümkün olmaz; bu ölçüt için çok sayıda düğüm gerekebilir. Ağ, incelenen problem için amaç ölçütünü sağlayabilecek yapıya sahip olmalıdır; aksi takdirde bu ağ için hiçbir eğitim algoritması istenilen sonucu veremeyecektir.

Çok katmanlı YSA'lar genellikle saklı katmanda sigmoid transfer fonksiyonu kullanırlar. Bu fonksiyonlar sınırsız bir giriş vektörünü sınırlı bir çıkışa dönüştürdükleri için bastırmalı ("squashing") fonksiyonlar olarak adlandırılırlar. Sigmoid fonksiyonlar giriş vektörü büyüdükçe sıfıra yaklaşırlar. Bu durum eğitim esnasında gradyanın çok küçük bir değer almasına, ağırlık ve kutuplama vektörlerinin optimaldan çok uzak da olsalar yavaş değişmesine sebep olur. Hızlı olgunlaşma algoritması bu sorunu gidermek için ağırlık değişim yönünü belirlerken türevin değeri yerine işaretini kullanmaktadır. Ağırlıkların değişim miktarı ayrı bir parametre ile belirlenir. Eğer iki başarılı döngü adımı ağırlık performans fonksiyonunun türevi aynı işaretteyse, ağırlık ve kutuplama değerleri Δi kadar artırılır. Eğer iki döngü adımı ağırlık performans fonksiyonunun türevi farklı işaretteyse ağırlık ve kutuplama değerleri Δd kadar azaltılır. Eğer türev sıfırsa değişim değeri aynı kalır. Eğer ağırlık değerlerinde salınım olursa ağırlık değişimi miktarı azaltılır. Eğer birkaç döngü adımı ağırlık sürekli aynı yönde değişirse ağırlık değişim büyüklüğü artırılır.

5.3 Kohonen Ağı

İnsan beyninde öğrenme işlemi, sürekli tekrarlanan olaylar ve durumlar karşısında beyine iletilen sinyallerin, korteksin belli bölgelerinde yoğunlaşması sonucu bir hafıza oluşması şeklinde gerçekleşir. Genel olarak bilindiği gibi insan beyninin korteksi, her biri farklı işlevlere sahip bölgelere ayrılmıştır. Sinir hücreleri gelen bilgilere göre kendilerini gruplandırmıştır. Gelen bilgiler tek bir sinir hücresi tarafından alınmazlar, çevre hücreler de bu bilgiyi bir şekilde alır. Sonuç olarak bu örgütlenme bir çeşit harita yaratır. Biyolojik sinir hücrelerinin bu yapısı yapay sinir ağlarında 'Kohonen Özellik Haritası' kullanılarak taklit edilebilir.

“Öz Örgütlenmeli Haritalar (ÖÖH)”, Teuvo Kohonen tarafından 1981 yılında, çok parametrelili verilerin tek ya da iki boyutlu uzayda görsel olarak sunulması amacıyla ortaya atılmış “Yapay Sinir Ağlarının (YSA)” bir türüdür (Kohonen 1981). Öz-Örgütlenme, Kohonen özellik haritaları tarafından kullanılan denetimsiz bir öğrenme algoritmasıdır.

Beyindeki hücrelerin yerleşimi belli bir dizilişe göredir ve bu diziliş alınan dış uyarının fiziksel özelliğine bağlıdır. Eğitim algoritması ile n boyutlu uzaydaki sınıf dağılımı iki boyutlu uzaya taşınmaktadır.

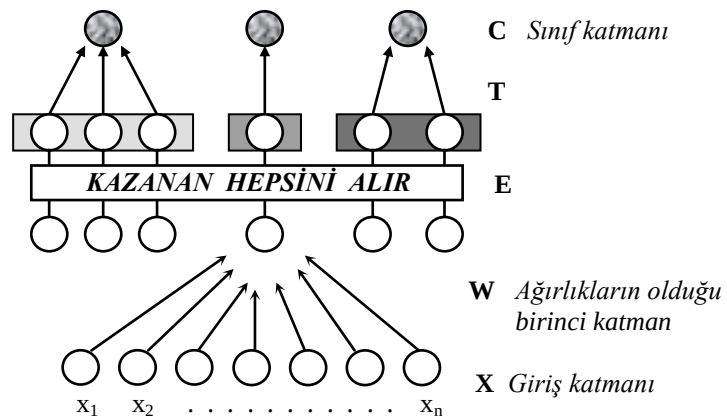
Şekil 5.2’de Kohonen ağının yapısı gösterilmiştir (Lippmann, 1987). Kohonen ağı iki katmandan meydana gelir. Ağı içindeki düğümlerin yapısı aşağıdaki denklemlerle ifade edilir.

$$D_j = \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji}(k))^2 \quad E_e = \begin{cases} 1 & D_e = \min_j D_j \\ 0 & \text{aksi takdirde} \end{cases} \quad (5.4)$$

$$\text{Çıkış katmanı} = C_c = \sum_e E_e \cdot T_{ec} \quad (5.5)$$

E_e , birinci katmandaki düğümlerin çıkışını; T_{ec} , ise sadece 0 veya 1 değerini alan OR’lama işlemini gerçekleyen bağlantı katsayısını gösterir.

İlk katman, düğüm ağırlıkları ile giriş vektörü arasında minimum mesafeyi bulmada kullanılırken; ikinci katman, ağıdaki düğümlerin ait oldukları sınıfı tanımlamak için kullanılır. İkinci katmandaki ağırlıklar, eğitim tamamlandıktan sonra bir etiketleme işlemi ile belirlenir. İkinci katman, aynı sınıfın çıkışlarını OR’lamak için kullanılır.



Şekil 5.2 Kohonen ağının yapısı (Nadir 2007)

5.3.1 Kohonen ağının eğitimi

Düğümler komşularına meksika şapkası şeklinde bir bağlantı biçimi ile bağlıdır. Bu bağlantı sayesinde yarışmalı öğrenmede bir düğümün kazanması temin edilir. Kohonen ağının eğitiminde sadece kazanan düğümün ağırlığı değil, o düğümün çevresinde seçilen belirli bir komşuluk içindeki düğümlerin ağırlıkları da değiştirilir. Öğrenme esnasında bu komşuluğun sınırları zamanla lineer olmayacak şekilde azaltılır. Aşağıda Kohonen ağının eğitim algoritması verilmiştir.

Başlangıçta, çıkış düğüm sayısı, komşuluğun zamanla değişimi ve iterasyon sayısı belirlenir. Ağın tüm düğümlerinin ağırlıklarına 0 ile 255 arasında rasgele değerler verilir.

Adım 1) Eğitim veri setinden rasgele bir vektörü ağa giriş olarak uygula.

Adım 2) Her bir düğümün giriş vektörüne ne kadar benzediğini, düğüm ağırlık vektörleri ile giriş vektörü arasındaki mesafe şeklinde aşağıdaki ifadeyi kullanarak hesapla.

$$D_j = \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji}(k))^2 \quad (5.6)$$

x_i , giriş vektörünü; w_{ji} ise j. çıkışın ağırlık vektörünü temsil etmektedir.

Adım 3) Minimum uzaklığa sahip çıkışı bul.

Adım 4) Minimum uzaklığa sahip çıkışın ve komşularının ağırlıklarını aşağıdaki ifadeleri kullanarak değiştir.

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta(t) \cdot (x_i - w_{ji}(k)) \quad (5.7)$$

Kazanç terimi olarak ifade edilen $\eta(t)$, 0 ile 1 arasında ve zamanla azalacak şekilde değer almaktadır.

Adım 5) Döngü sayısını azalt. Döngü sayısı sıfıra eşit değil ise adım 1'e git. Aksi takdirde eğitim algoritmasını durdur.

Eğitim tamamlandıktan sonra çıkış düğümlerine sınıf etiketleri vermek için her çıkış düğümüne sınıf sayısı kadar bellek (sınıf etiketi gözü) atanır. Eğitim kümesi içindeki her bir vektörün hangi çıkış düğümüne yakın olduğu araştırılır. İncelen giriş vektörüne en yakın ağ düğümünün sınıf etiket gözü, giriş vektörünün sınıfı ile ilişkili olarak artırılır. Eğitim kümesindeki tüm vektörler için bu işlem tekrarlanır. İşlem

tamamlandıktan sonra etiket gözü içinde en yüksek değeri veren sınıf araştırılır. Bulunan sınıf, çıkış düğümüne sınıf etiketi olarak atanır.

5.4 EKG Aritmilerinin YSA Kullanılarak Sınıflanması

YSA EKG vuru tanıma ve sınıflamasında en çok kullanılan tekniklerden biridir. Literatürde genetik algoritmalar ile eğitilen karma yapılı yapay sinir ağlarının, çeşitli problemlerin çözümü için sıklıkla kullanıldığı gözlenmektedir (Ölmez ve diğ. 1998) Ölmez ve diğ. 1998 GYYSA ile farklı ve yeni geliştirilen ağ yapılarının performansını mukayese etmiştir. Bu mukayese neticesinde GYYSA ağı performansı biraz düşük olmakla birlikte asıl dezavantajı eğitim süresinin uzun olması olarak gözükmektedir.

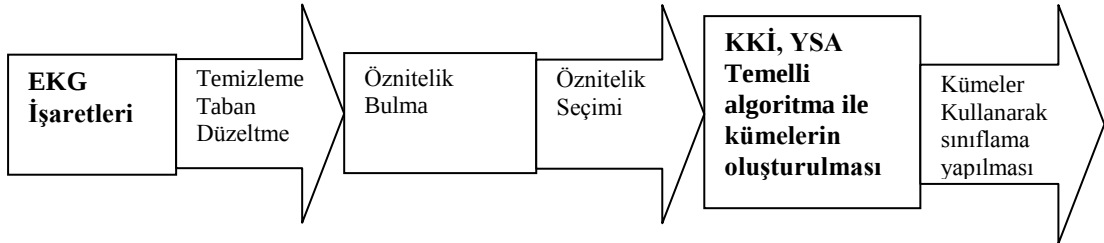
6. GELİŞTİRİLEN UYGULAMA

6.1 Geliştirilen Uygulama Temel Yapısı

Tez kapsamında yukarıdaki bölümde anlatılan işlemler MATLAB[®]'de yazılan bir program vasıtası ile yapılmaktadır. Geliştirilen yazılım eğitim ve test işlemlerinin tek bir ara yüzden yapılmasına imkân vermektedir.

Program modüler bir yapıda tasarlanmıştır. Her algoritma farklı bir MATLAB fonksiyon dosyası olarak oluşturulmuştur. Bu sayede her algoritmanın ayrı ayrı geliştirilmesi ve test edilmesine imkân tanınmıştır.

Ön işlemler; filtreleme taban düzeltme, QRS özniteliklerini bulma ve normalleştirme aşamalarından oluşur. Sistem işaret temizlemeden sonra temel iki aşama içermektedir.

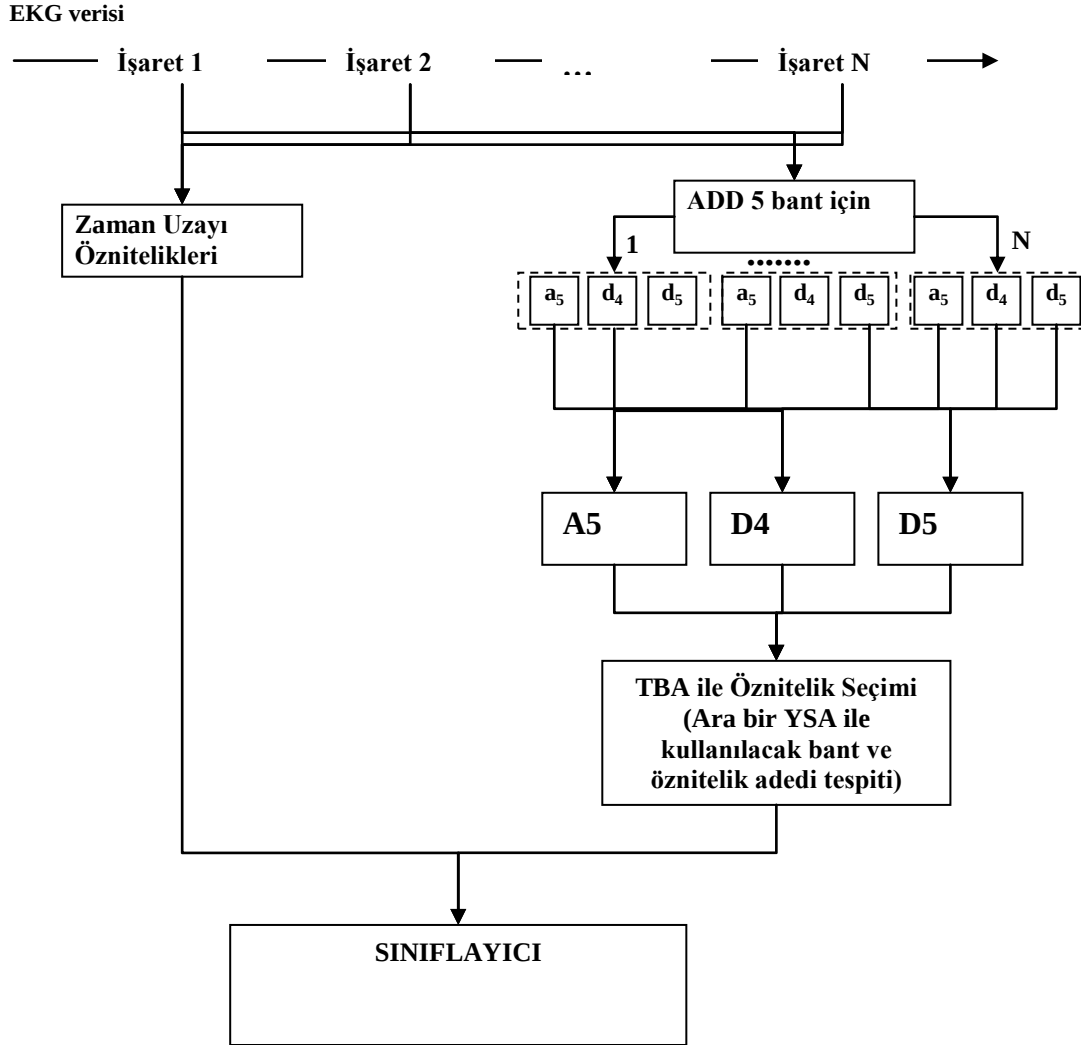


Şekil 6.1 Sistem Modeli

Gerçekleştirilen tez çalışmasında işaretler kendisinden önceki normal ritimlere göre normalleştirilmiştir. Bu sebeple bir aritmi örneğini kullanabilmek için ondan önce en az iki normal işaret gelmesi gereklidir. Bazı aritmi tipleri için MIT-BIH verileri içersinde bu şartı sağlayan örnek sayıları oldukça az olmaktadır. Bu tip aritmiler için normallerden sonra gelen ve birbirini takip eden mümkün olan en çok sayıdaki örnek de test kümesine katılmıştır.

Zaman uzayında öznitelik seçimi için Tompkins ve diğ (1981) tarafından yapılan çalışmaya benzer bir yapı kullanılmıştır. Frekans uzayındaki özniteliklerin tespiti için ise ADD bantlarının TBA yöntemi ile farklı bir uzaya dönüştürülmesi ve bu uzaydaki

en yüksek enerjili özniteliklerin seçimi sağlanmıştır. Şekil 6.2’de özniteliklerin oluşturulma yöntemi şematik olarak gösterilmektedir.



Şekil 6.2 Özniteliklerin çıkartılması akış diyagramı

Çalışmada dalgacık filtresi olarak *Daubechis-5* dalgacığı kullanılmıştır. Bu filtre, EKG işaretine olan benzerliği nedeniyle özniteliklerin belirlenmesinde yüksek başarımlıdır. Ancak karmaşık yapısı nedeniyle hesaplama zamanını artırmıştır.

ECG işaretinin frekans uzayında incelenmesinde R tepesi ortada almak üzere öncesinde ve sonrasında 200'er örneklik bir işaret alınmıştır. İşaret alınırken pencere kenarlarındaki sıfır geçişlerinde yan lob etkilerini azaltmak için *Hanning penceresi* uygulanmıştır. Bu aşamadan sonra işaretin ADD dönüşümü alınarak frekans uzayındaki bantlardaki katsayılar bulunmuştur.

ADD bantlarındaki öznitelik sayısının çok olmasının sınıflayıcı performansını olumsuz etkilediği gözlemlenmiştir. Bu sorunu gidermek için ÇBTBA yönteminden faydalanılarak ayrı ayrı ADD bantları üzerine TBA algoritması uygulanmıştır. TBA neticesinde ortaya çıkan katsayı sayısının başarıma etkisi incelenerek sınıflamada kullanılacak frekans uzayı öznitelik adedi belirlenmiştir. Frekans ve zaman uzayı öznitelikleri birleştirilerek sınıflayıcı giriş öznitelik kümesi oluşturulmuştur.

Eğitim aşamasında KKO temelli kümeleme algoritması ile işaret kümelerine ayrılmaktadır. Eğitim sonuçlarında oluşan kümeler test sistemi için giriş olarak kullanılır. Test aşamasında test kümesindeki bir işaretin hangi sınıfa dâhil edileceğinin tespiti için EYK algoritması kullanılmıştır. Geliştirilen yöntemin başarımının test edilebilmesi için paralel olarak geliştirilen Kohonen ve GYYSA teknikleri ile sınıflama yapılmış ve neticeler KKO tekniği ile mukayese edilmiştir.

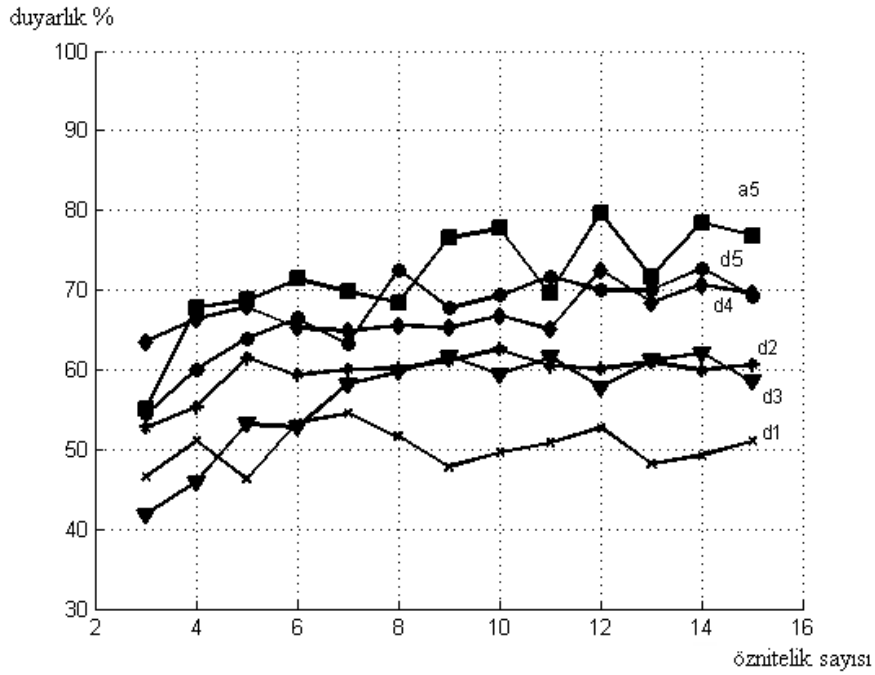
Geliştirilen uygulamada eğitim ve test işlemleri birlikte yapılabilmektedir. Birden fazla eğitim ve test kümesi oluşturulabilmektedir. Eğitim için seçilen örnekler dışındaki örneklerden test kümeleri oluşturulmaktadır.

6.2 TBA Öznitelik Sayısının Tespit Edilmesi

TBA öznitelikleri sayısı sistemin başarımını direkt etkilemektedir. Gereksiz ve fazladan seçilen özellikler başarıyı düşürmektedir. Bu yüzden ADD katsayıları her bant için birleştirmiş ve bir GYYSA sistemi vasıtasıyla her bant için ayrı ayrı öznitelik sayısı bazında başarımlar hesaplanmıştır (Şekil 6.3).

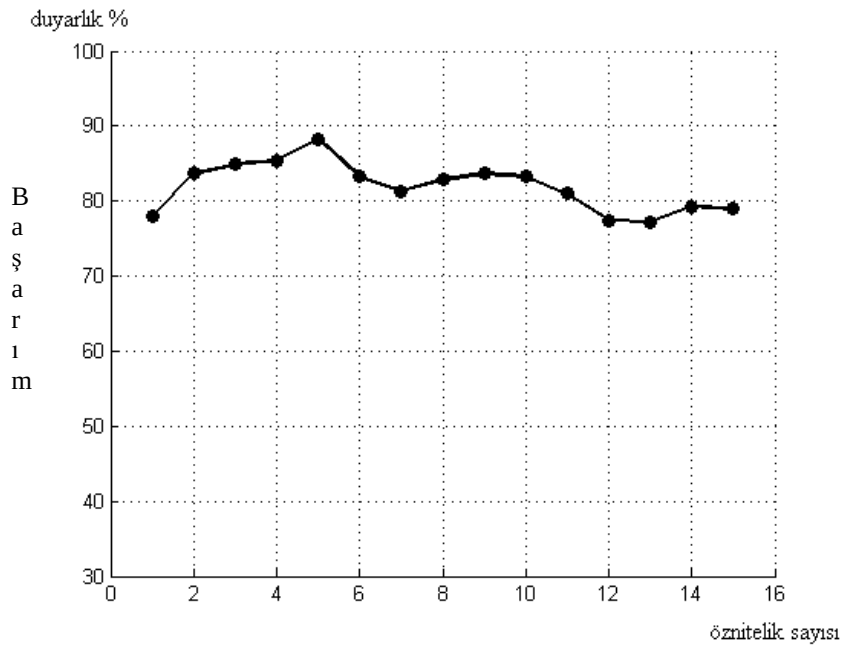
Yapılan çalışmada ADD sonucu oluşan bantlara eğitim verileri üzerine TBA uygulanmıştır. Bulunan dönüşüm matrisi test verileri üzerine uygulanarak test verilerinin de aynı uzaya dönüştürülmesi sağlanmıştır.

Başarım oranının belli bir değere kadar arttığı sonrasında da bu artışın azaldığı ve hatta başarımın düştüğü görülebilmektedir. Ayrıca d4, d5 ve a5 bantlarına ait öznitelikler kullanılarak yapılan sınıflama başarımının daha yüksek olduğu da tespit edilmiştir. Bu durumda genel sınıflama işleminde kullanılacak öznitelikler d4, d5 ve a5 bantlarının maksimum sınıflama başarımı verdiği öznitelik sayısından faydalanılarak seçilmiştir.



Şekil 6.3 ADD bantlarında TBA öznitelik adedi bazında başarımların değişimi

d4, d5 ve a5 bantlarının birlikte başarımlarını da bir GYYSA vasıtasıyla incelenmiştir. Bu inceleme neticesinde toplam başarımların da belli bir değere kadar arttığı sonrasında azaldığı görülebilir (Şekil 6.4). Öznitelik sayısının artması sınıflayıcı giriş verinin karmaşıklığını arttırmaktadır. Bu durum grafikte görülen düşüşün nedeni olarak düşünülebilir. Başarımların en iyi olduğu değer TBA için seçilecek öznitelik sayısını belirlemiştir.



Şekil 6.4 ADD d4,d5,a5 bantlarında TBA öznitelik adedi bazında başarımların toplamı

ÇBTBA uygulaması sonucunda ADD katsayıları üzerine uygulanan dönüşüm Çizelge 6.1’de gösterilmiştir.

Çizelge 6.1 : ADD katsayıları üzerine uygulanan dönüşüm.

Bant	Katsayı Adedi	Kullanılan Öznitelik Sayısı
d1	205	-
d2	107	-
d3	58	-
d4	33	5
d5	21	5
a5	21	5

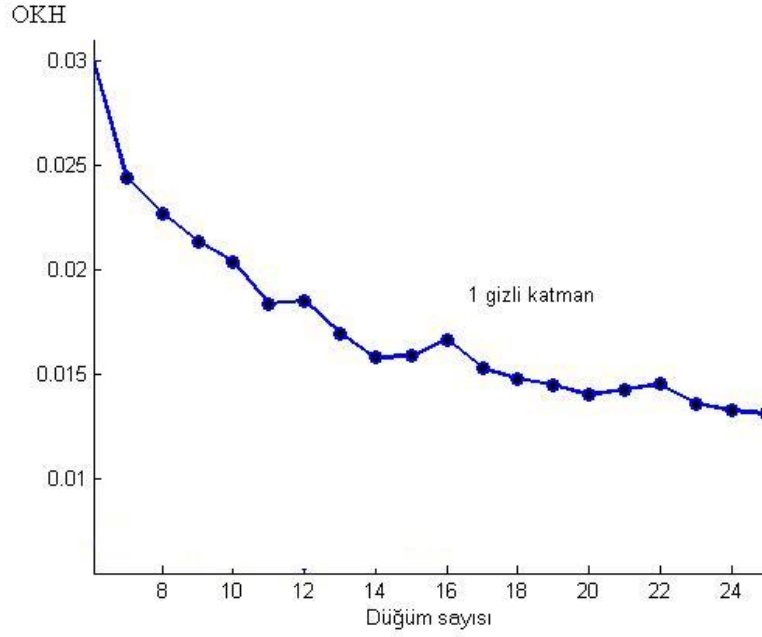
6.3 Kullanılan GYYSA Modeli

Sınıflama başarımının en iyi hale getirecek YSA modelinin belirlenmesi için ağ gizli katman ve düğüm sayıları toplam başarıma etkisi araştırılmıştır. OKH değerinin düşük olması sistemin ürettiği hatanın düşük olduğunu ve sistemin daha iyi öğrenebildiğini göstermektedir. Öncelikle tek bir gizli katman kullanılan YSA düğüm sayısı artırılarak OKH cinsinden hesaplanmıştır (Şekil 6.5). OKH sistemin ürettiği çıkışı ile olması gereken doğru çıkış arasındaki fark olarak tanımlanabilir. Y_i sistemin olması gereken çıkışı Y_c ise sistemin ürettiği çıkış olmak üzere OKH aşağıdaki eşitliklerdeki gibi tanımlanır.

$$e_i = Y_i - Y_c \quad (6.1)$$

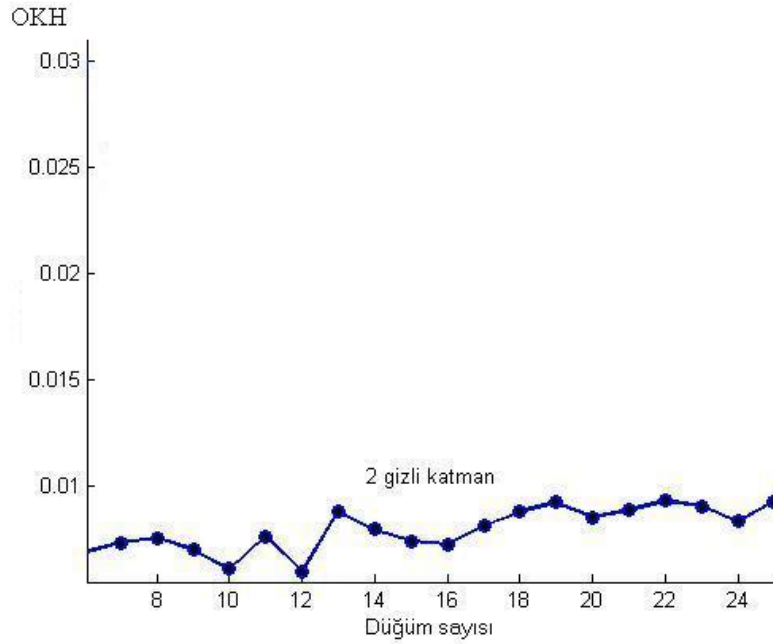
$$OKH = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i \quad (6.2)$$

OKH oranının belli bir düğüm sayısına kadar hızla düştüğü sonrasında da düşme hızının azaldığı görülebilir (Şekil 6.5). Burada düğüm sayısının az olması eğitim zamanını ve sistem karmaşıklığını azalttığı için minimum OKH değerini sağlayan minimum düğüm sayısı hedeflenmiştir. İlk katman için düğüm sayısı OKH değerinin değişiminin azaldığı 20 olarak seçilmiştir.



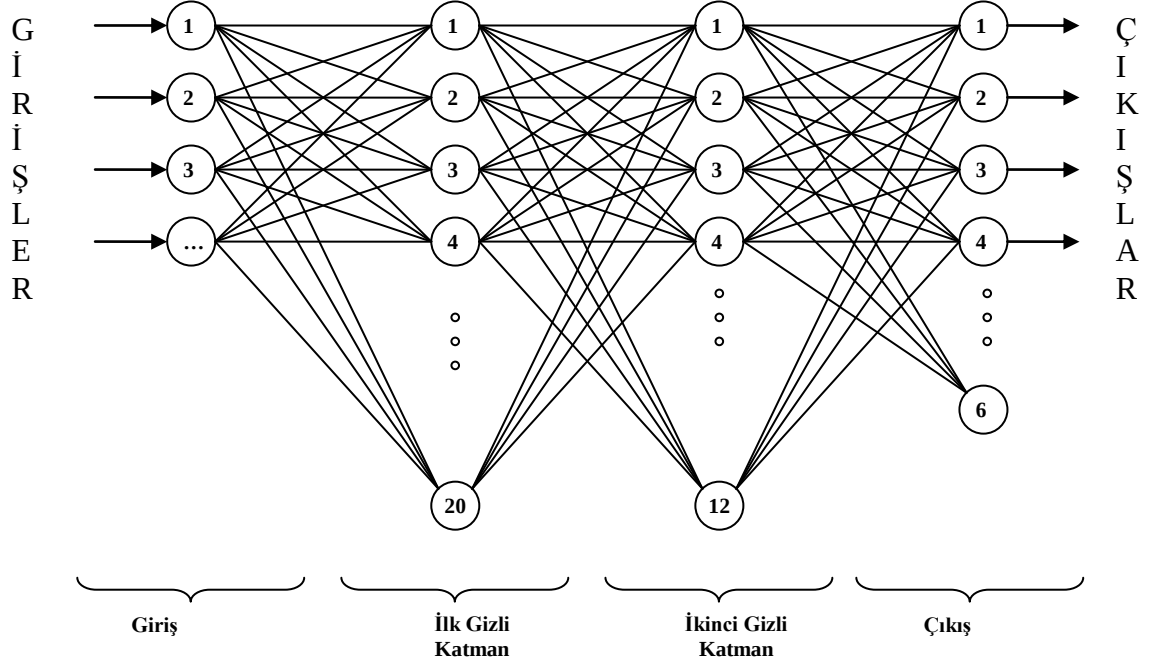
Şekil 6.5 YSA 1 gizli katman düğüm sayısı bazında OKH oranı

Birinci katmanda optimum olarak tespit edilen düğüm sayısı sabit kabul edilerek ikinci bir katman eklemenin performansa etkisi gözlemlenmiştir. İkinci gizli katman kullanıldığı durumda da YSA düğüm sayısı artırılarak OKH cinsinden başarımlar hesaplanmıştır (Şekil 6.6). İkinci katman için düğüm sayısı OKH değerinin değişiminin azaldığı 12 düğüm olarak seçilmiştir.



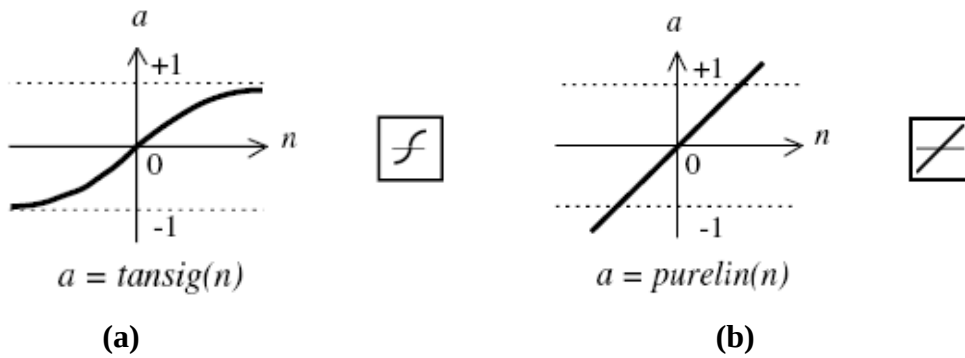
Şekil 6.6 YSA 2 gizli katman düğüm sayısı bazında OKH oranı

İkinci gizli katman kullanıldığı durumda YSA OKH değerinin çok daha küçük olduğu dolayısı ile YSA'nın veri setini daha iyi öğrenebildiği söylenebilir. Bunun yanında ikinci gizli katman kullanıldığı durumda YSA karmaşıklığı arttığından döngü sayısı sabit kaldığında düğüm sayısı belli bir değeri geçtiğinde OKH değeri artmaya başlamıştır. Sonuç olarak başarımlar açısından en iyi neticelere ulaştıran Şekil 6.7'deki ağ yapısının kullanılmasına karar verilmiştir.



Şekil 6.7 Sınıflama için kullanılan YSA yapısı

YSA yapısı Şekil 6.7'de gösterilmiştir. YSA yapısı (giriş öz nitelik sayısı x 20 x 12 x 6) şeklinde belirlenmiştir. Tanjant-sigmoid transfer fonksiyonu gizli katmanlar için kullanılmıştır. Lineer transfer fonksiyonu purelin çıkış katmanında kullanılmıştır. *tansig* ve *purelin* fonksiyonlarının karakteristiği Şekil. 6.8a ve 6.8b'de gösterilmiştir.



Şekil 6.8 YSA Transfer fonksiyon karakteristikleri (a) tansig, (b) purelin

YSA'nın eğitim ve öğrenme performansını arttırmak için giriş verileri normalleştirilmiştir. Giriş ve çıkış verileri -1 ile 1 arasına ölçeklenmiştir. Eğitimden sonra simülasyon aşamasında normalleştirilmiş değerler tekrar eski haline çevrilmiştir.

6.4 Kohonen Ağı kullanımı

Kohonen ağında; eğitim öncesinde komşuluk sabiti, kazanç sabiti ve çıkış düğümünün sayısının belirlenmesi gereklidir. Bu bir dezavantaj oluşturmaktadır. Kohonen ağının düğüm sayısını, kazanç sabitini ve komşuluk sabitini belirlemek amacıyla 10 deneme yapılmış ve 9x9 düğüm yapısına sahip Kohonen ağının en iyi sonuçları verdiği gözlenmiştir. Ağın eğitiminde kazanç sabiti 0.9, komşuluk sabiti 0.009 ve döngü sayısı 5000 olarak seçilmiştir.

Kohonen ağında düğüm ağırlıkları belirlendikten sonra bir düğüme en yakın sınıf elamanları hesaplanmıştır. Bir düğüm kendisine yakın sınıflar içinde eleman sayısı en çok olan sınıf ile etiketlemiştir. Kohonen ağlarının örnek öznitelik uzayını sınıflama sonuçları Çizelge 6.4 ve Çizelge 6.7'de gösterilmiştir.

6.5 Sonuçlar

EKG işaretleri MIT-BIH EKG veritabanı MLII kanalından alınmıştır. Normal sinüs ritmi, PVC, APC, RBBB, karıncık füzyonu ve füzyon olarak altı farklı aritmi tipinin sınıflaması yapılmıştır. Örnekleme frekansı $f = 360$ Hz olarak belirlenmiştir. Bu kayıtlar 32 farklı hastadan alınmıştır. Toplam olarak 8771 EKG periyodu seçilmiştir. Seçilen örneklerin aritmilere göre dağılımı Çizelge 6.2'de gösterilmiştir.

Çizelge 6.2 : Aritmi tipine göre seçilen örnek sayısı.

Aritmi Tipi	Adet
Normal	6619
Füzyon	124
PVC	1386
RBBB	127
APC	303
Karıncık Füzyonu	170
Toplam	8729

Farklı eğitim setleri için her aritmi tipinden hangi hastadan alındığına bakılmaksızın rasgele örnekler alınmıştır. Geriye kalan veriler test için kullanılmıştır.

Çalışmamızda duyarlık (“sensitivity”) en kritik başarı faktörleri olarak belirlenmiştir. Duyarlık doğru olarak sınıflanan örneklerin tüm örnek setine oranı olarak tanımlanır.

$$\text{Duyarlık} = 100 * TP / (TP + FN) \quad (6.3)$$

(TP) başarılı bir şekilde sınıflanan örnek sayısı olarak tanımlanır. (FN) yanlış sınıflanan örnek sayısıdır. Duyarlık seçimine neden olan önemli bir faktör, hayati öneme sahip bir aritminin yanlış sınıflanmasının yanlış alarm alınmasından daha önemli olduğudur (Palreddy ve diğ. 1997). Aritmiler için ayrı ayrı duyarlık hesaplanmasında aşağıdaki 6.2 eşitliği kullanılır. Bir aritmi sınıfı için toplam duyarlık yapılan tüm denemelerdeki aritmilerin duyarlık ortalamasına eşit olacaktır.

$$\text{Bir aritmi sınıfı için duyarlık} = \sum_{k=1}^m \frac{TP(k)}{TP(k) + FN(k)} * 100 \quad (6.4)$$

m her veri kümesindeki örnek numarasıdır. TP bir veri setinde doğru sınıflanmış aritmilerin toplam sayısını veren fonksiyondur. Sistem bazındaki toplam duyarlık da benzer şekilde, tüm setlerdeki TP sınıflama sayısı toplamının TP + FN sınıflanan örnek toplamına bölümü şeklinde oluşur.

Eğitim kümesi oluşturulurken her sınıftan yakın sayıda örnek alınmasına çalışılmıştır (Çizelge 6.3). Çalışmanın zaman uzayındaki öznitelikleri kullanan sonuçları Kohonen, GYYSA ve KKO için sırasıyla Çizelge 6.4, Çizelge 6.5 ve Çizelge 6.6’de incelenmiştir. Toplam veri kümesi içerisinden rasgele seçim sonucu oluşan veri kümesinin zaman ve frekans özniteliklerinin ortak bir giriş şeklinde sisteme verilmesi neticesinde yapılan sınıflama Kohonen, GYYSA ve KKO için sırasıyla Çizelge 6.7, Çizelge 6.8 ve Çizelge 6.9’de incelenmiştir. Sistem genelindeki toplam sonuçlar Çizelge 6.10’de verilmiştir. Sonuçlar hesaplanırken bir veri seti için algoritma beş defa çalıştırılıp ortalama alma yoluna gidilmiştir. Böylece özellikle YSA’nın farklı noktalara yakınsamasından dolayı farklı sınıflama başarımları elde edilmesinin sisteme etkisi azaltılmıştır. Ortalama işlemi ve yuvarlama neticesinde toplam örnek sayısında birkaç örneklik farklılıklar oluşmuştur. Çizelge 6.10’daki sonuçlar KKO temelli algoritmanın başarımını açık bir şekilde ortaya koymaktadır.

Çizelge 6.3 : Eğitim ve test setinde kullanılan örnek sayıları.

	Karıncık					
	Normal	PVC	Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB
Eğitim	250	112	85	61	142	50
Test	6369	1274	85	63	161	77

Çizelge 6.4 : Kohonen ağı kullanılarak zaman uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları.

	Karıncık						Başarım %
	Normal	PVC	Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	
Normal	5581	47	9	11	24	3	87.63
PVC	39	1041	19	2	7	4	81.73
Karıncık							
Füzyonu	62	103	41	13	10	0	48.47
Füzyon	152	12	10	32	1	1	51.11
APC	526	67	5	1	119	1	73.66
RBBB	9	4	1	4	0	69	89.61
Genel (Ortalama) Başarım							72.04

Çizelge 6.5 : GYYSA kullanılarak zaman uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları.

	Karıncık						Başarım %
	Normal	PVC	Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	
Normal	5923	4	11	6	4	0	92.99
PVC	14	1190	3	1	6	0	93.42
Karıncık Füzyonu	57	29	66	2	0	0	77.88
Füzyon	165	3	4	54	0	0	86.03
APC	191	48	0	0	151	0	93.91
RBBB	20	1	1	0	0	76	99.22
Genel (Ortalama) Başarım							90.58

Çizelge 6.6 : KKO kullanılarak zaman uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları.

	Karıncık						Başarım %
	Normal	PVC	Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	
Normal	5955	6	7	8	14	0	93.51
PVC	4	1162	4	0	1	0	91.22
Karıncık Füzyonu	121	39	69	14	4	0	80.94
Füzyon	101	10	3	41	0	0	65.40
APC	171	54	1	0	142	0	87.95
RBBB	16	2	1	0	0	77	99.74
Genel (Ortalama) Başarım							86.46

Çizelge 6.7 : Kohonen ağı kullanılarak zaman ve frekans uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları.

	Normal	PVC	Karıncık Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	Başarım %
Normal	5511	56	7	10	33	0	86.53
PVC	9	1126	10	11	1	2	88.41
Karıncık Füzyonu	157	42	64	6	1	0	75.06
Füzyon	49	43	1	31	3	0	49.84
APC	640	3	2	5	124	0	76.89
RBBB	3	4	0	0	0	75	97.66
Genel (Ortalama) Başarım							79.07

Çizelge 6.8 : GYYSA kullanılarak zaman ve frekans uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları.

	Normal	PVC	Karıncık Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	Başarım %
Normal	5805	17	4	3	10	0	91.15
PVC	5	1154	4	1	1	0	90.57
Karıncık Füzyonu	344	24	72	2	0	0	84.94
Füzyon	30	24	3	57	0	0	89.84
APC	173	54	2	0	150	0	93.04
RBBB	11	1	0	0	0	76	98.70
Genel (Ortalama) Başarım							91.37

Çizelge 6.9 : KKO kullanılarak zaman ve frekans uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları.

	Normal	PVC	Karıncık Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	Başarım %
Normal	5951	6	3	4	13	0	93.44
PVC	3	1209	4	0	0	0	94.90
Karıncık Füzyonu	104	27	75	5	0	0	88.24
Füzyon	18	24	2	53	1	0	84.13
APC	290	4	1	1	147	0	91.30
RBBB	3	4	0	0	0	77	100.00
Genel (Ortalama) Başarım							92.00

Sistemin başarımı incelendiğinde Normal, PVC, APC ve füzyon tipindeki aritmiler için YSA ve KKO başarım oranlarının birbirine paralel olduğu görülmüştür. Zaman uzayı ve frekans uzayındaki özniteliklerin birlikte kullanılması toplam başarımı % 1-5 mertebesinde artırmaktadır. Bu durumda hesaplama maliyeti arttığından algoritmanın çalışma süresi uzamaktadır. Ancak aynı donanımda yapılan denemelerde bu uzamanın %10-15 civarında olduğu ve kabul edilebilir seviyede olduğu görülmüştür. Testler Intel Pentium IV 3.0 işlemciye sahip 1 GB hafızalı bir makinede gerçekleştirilmiştir.

Kümeleme işlemi neticesinde normal haricindeki aritmelerde başarımlar artışı oluşmuş ve işaretin bölgesel değişiminin daha doğru şekilde incelenmesine imkân sağlamıştır.

Çizelge 6.10 : Sistem genelindeki duyarlılık sonuçları.

Algoritma Tipi	Normal	PCV	Karınca Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	Toplam	
KKO	Zaman Uzayı	93.51	91.22	80.94	65.40	87.95	99.74	86.46
	Zaman ve Frekans Uzayı	93.44	94.90	88.24	84.13	91.30	100	92.00
YSA	Zaman Uzayı	92.99	93.42	77.88	86.03	93.91	99.22	90.58
	Zaman ve Frekans Uzayı	91.15	90.57	84.94	89.84	93.04	98.70	91.37
Kohonen	Zaman Uzayı	86.53	88.41	75.06	49.84	76.89	97.66	72.04
	Zaman ve Frekans Uzayı	81.94	67.19	55.93	56.41	74.64	91.49	79.07

7. SONUÇLAR ve TARTIŞMA

Tez çalışmasında, EKG işareti içersindeki aritmilerin teşhisi için KKO tabanlı bir sınıflama uygulaması gerçekleştirilmiştir. Çalışma temel olarak üç aşamadan oluşmaktadır: 1) Ön işlemler 2) EKG işaretlerini temsil eden özniteliklerin zaman ve frekans uzayında çıkartılması, 3) KKO, Kohonen ve GYYSA yardımıyla sınıflama yapılması.

Önerilen yöntemin testi için MIT-BIH veritabanında 360 Hz ile MLII kanalından örneklenen 6 farklı ve önemli aritmi tipi kullanılmıştır. Normal sinus ritmi, erken karıncık atımları (“premature ventricular contraction”, PVC), erken kulakçık atımları (“atrial premature contraction”, APC), sağ dal blok (“right bundle branch block”), karıncık füzyonu ve füzyon tipindeki aritmiler için sınıflama başarımı araştırılmıştır.

Ön işlemler gürültünün etkisini azaltma amaçlı filtreleme, taban düzeltme ve işaretin normalleştirilmesidir. Doğru özniteliklerin seçimi ve öznitelik çıkartma yöntemi sistem başarımını doğrudan etkilemektedir. Öznitelik çıkarma yöntemi kalp işaret özelliklerini en iyi temsil edecek ve hesaplama maliyeti az olacak şekilde seçilmelidir. ADD bantlarındaki öznitelik sayısının çok olmasının sınıflayıcı performansını olumsuz etkilediği gözlemlenmiştir. Bu sorunu gidermek için ADD bantları üzerine TBA algoritması uygulanmıştır.

Bu amaçları gerçekleştirmek için frekans uzayındaki özniteliklerin çıkartılması için ADD katsayıları üzerine TBA uygulanmıştır. TBA sayesinde işaretin frekans uzayındaki özellikleri daha az katsayı ile temsil edilebilmektedir. Bu sayede eğitim ve neticelerinin doğruluğu artmaktadır.

Yapılan çalışmada aritmi analizinde KKO, ADD ve TBA tekniklerinin birlikte kullanılmasının sistem doğruluğunu artırma açısından faydalı olduğu gösterilmiştir. Zaman uzayında ve frekans uzayındaki özniteliklerin birlikte kullanılmasının sistem başarımını artırdığı görülmüştür. KKO ve k en yakın komşuluk ile gerçekleştirilen sınıflama Kohonen ve GYYSA’ya göre daha iyi duyarlık sonuçları üretmiştir. KKO ve YSA ile yapılan sınıflama da %90 civarında başarımla sonuç vermiştir. Bu durum seçilen öznitelik setinin sınıflama problemine uygun olduğu manasına gelmektedir.

ADD katsayılarının taşıdığı bilgi TBA analizi yardımıyla alınmıştır. TBA analizinde seçilen öznitelik sayısı YSA yardımı ile belirlenmiştir. ADD katsayı sayısı ile bağlantılı olarak bulunan öznitelik sayısı veri setleri için değiştirilmeden kullanılmıştır. Bu şekilde yapılan test çalışmalarında yüksek başarımlar sağlanmıştır. Ancak başarımlar sonuçları incelendiğinde farklı veri setleri kullanıldığında farklı öznitelik sayısı seçimi yapılmasının başarımları arttırdığı görülmüştür. Bu durum, ADD katsayı sayısı değişmeksizin veri seti değişince öznitelik sayısının tekrar hesaplatılmasının yararlı olduğunu göstermektedir. Öznitelik sayısı seçimi konusu da farklı yöntemlerin araştırılabilir konular arasındadır. Ayrıca ADD öznitelikleri seçimi ile alakalı farklı yöntemler de araştırılmalıdır.

YSA yapısı eğitime başlamadan belirlenmelidir. Bu amaçla YSA düğüm sayısını belirlemek amacıyla diğer değişkenler sabit tutularak 5000 döngü için farklı düğüm ve katman sayıları kullanılarak OKH oranı hesaplanmıştır. YSA farklı değerlere yakınsayabildiğinden dolayı her düğüm sayısı için 5'er deneme yapılarak ortalama OKH değeri hesaplanmıştır. Bu neticeler göz önüne alındığında gizli katmanlar için 20x12 düğüm yapısına sahip GYYSA'nın en iyi sonucu verdiği gözlemlenmiştir.

Kohonen ağı kullanımı durumunda başarımlar diğer tekniklere nazaran daha düşük olmuştur. Bunun nedeni ağı denetimsiz öğrenme tekniği kullanması ve Kohonen ağı tarafından sınıfların birbirine yakın olduğu noktalarının tam olarak ayrıştırılamaması olarak görülmüştür.

TBA ile özniteliklerin eklenmesi KKO ve Kohonen sonuçlarında belirgin bir artışa neden olmuştur. Ancak GYYSA'da bu artış oldukça az olmuştur. Bu durum sınıflanacak verinin karmaşıklığının artması karşısında GYYSA modelinin eğitiminin zorlaştığı şeklinde yorumlanabilir.

Füzyon aritmi için tüm sınıflayıcılar en düşük başarımları elde etmiştir. Sınıf örneklerinin yapısı kullanılan sınıflayıcılar tarafından yüksek doğrulukla eğitilememektedir. Ayrıca Normal sınıfının başarımları da %90 civarındadır. Normal sınıfına ait örneklerin merkezde toplanması ve saçılımın az olması öngörülmektedir. Bu sınıfların örnekleri için başarımlar sonuçlarının iyileştirilmesi araştırılabilir konulardandır.

Yapılan çalışmada KKO tekniğinin EKG aritmilerinin analizinde kullanılmasının hız ve doğruluk açısından faydalı olduğu gösterilmiştir. KKO tekniği yüksek bir

kümeleme başarımı sağlamayan ve önceden küme adedin belirlenmesine gerek olmayan bir tekniktir. Bu teknik üzerinden medikal alanda farklı amaçlarla kullanımı takip eden dönemlerde araştırılacaktır. Ayrıca farklı medikal sahada farklı tip işaretleri örneğin (EEG ve EMG) analizinde de KKO tekniğinin farklı uygulamaları incelenebilecek konular arasındadır.

KKO ile üretilen kümelerin sınıflanmasında EYK algoritması kullanılmıştır. Ancak bu algoritma lineer sistemlerde daha iyi sonuç vermektedir. KKO ile YSA gibi lineer olmayan sistemlerin birlikte kullanılması ile oluşturulacak bileşik sistemlerin başarıma etkisi araştırılabilecek diğer bir husustur.

KAYNAKLAR

- Bakshi,B.R.**, 1998. Multiscale PCA with application to multivariate statistical process monitoring. *AICHE J.*, vol. 44, pp. 1596–1610.
- Blake, C.L., Merz, C.J.** UCI repository of machine learning databases. (<http://www.ics.uci.edu/~mlearn/MLRepository.html>)
- Bolshakova, N. Azuaje, F.**, 2003. "Cluster Validation Techniques for Genome Expression Data", *Signal Processing*, 83, pp. 825-833.
- Celler, B. G. Chazal, P. D.**, 1998. Low computational cost classifiers for ECG diagnosis using neural Networks, Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol. 20, No 3, Sydney, Australia.
- Chawla, M.P.S. Verma, H.K. Kumar, V.**, 2006. ECG modeling and QRS detection using principal component analysis, Advances in Medical, Signal and Information Processing, *MEDSIP IET 3rd International Conference On* (978-0-86341-658-3)
- Codd, E.F.** 1970. A relational model of data for large shared data banks. *Comm ACM*, 13(6):377–87.
- Costa, E. V. Moraes, J.C.**, 2000. QRS Feature Discrimination Capability: Quantitative and Qualitative Analysis, *Computers in Cardiology* 27:399-402.
- Daubechies I.**, 1994. Ten Lectures on Wavelets, Capital City Pres, Vermont.
- Dayong, G. Madden, M. Chambers, D. Lyons, G.**, 2005. Bayesian ANN classifier for ECG arrhythmia diagnostic system: A Comparison Study, *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, Montreal, Canada, July 31 - August 4.
- Deneubourg, J.-L. Aron, S. Goss, S. Pasteels, J. M.** 1990 The Self-Organizing Exploratory Pattern of the Argentine Ant. *Journal of Insect Behavior*.156
- Dokur, Z.**, 1999. Yapay sinir ağları ve genetik algoritmalar kullanılarak EKG vurularının sınıflandırılması, *Doktora Tezi*, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

- Dorigo M.**, 1997. Learning by probabilistic Boolean networks. *IEEE Trans, Neural Networks* 2, 887–891.
- Dorigo M., Maniezzo V., Colorni A.**, 1991. The ant system: an autocatalytic optimizing process. Technical Report, Milano, Italy, pp. 91–106.
- Dorigo, M. Caro, G. D. Gambardella, L. M.**, 1999. Ant algorithm for discrete optimization. *Artif. Life* 5, p. 137–172.
- Dorigo, M. Maniezzo, V. Colorni, A.**, 1996. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Trans. Syst. Man Cybernet B* 26 (1), 29–41.
- Dorigo, M. Stützle, T.**, 2004. *Ant Colony optimization*, MIT Press, ISBNc0-262-04219-3
- Fisher, R.A.** (1936). The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. *Annals of Eugenics* 7: 179–188
- Foo, S.Y. Stuart, G. Harvey, B. Meyer-Baese** 2002. ANN Based ECG Pattern Recognition. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 15, 253–260.
- Gutierrez, A. Hernandez, P. R. Lara M., Perez, S. J.**, 1998. A QRS Detection Algorithm Based on Haar Wavelet, Mexico, *Computers in Cardiology*, Vo125, IEEE
- Hagan, M.T., Demuth H.B., Beale M.H.** 1996. *Neural network design*, PWS Publishing, ISBN: 0-9717321-0-8.
- Haykin, S.** 1994. *Neural networks: a comprehensive foundation*. New York, Macmillan, ISBN: 0023527617.
- Hecht-Nielsen, R.**, 1990. *Neurocomputing*, HNC, Inc. and University of California, San Diego, Addison-Wesley.
- Jósko, A.**, 2007. Discrete Wavelet Transform In Automatic ECG Signal Analysis, *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference - IMTC 2007* Warsaw, Poland, May 1-3.
- Karvounis E. C., Fotiadis, D. I.**, 2007. Maternal and fetal heart rate extraction from abdominal recordings using multi-scale principal components analysis *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE*, Lyon, France August 23-26.
- Korürek, M. and Nizam, A.**, 2008. A new arrhythmia clustering technique based on Ant Colony Optimization, *Journal of Biomedical Informatics*, Elsevier : 874-881.

- Kohonen T.**, 1998. Self-Organization and Associative Memory, Springer-Verlag.
- Korürek, M.**, 1996. Tıp Elektronikinde Tasarım İlkeleri, İ.T.Ü. Elektrik-Elektronik Fakültesi Ofset Baskı Atölyesi, İstanbul.
- Kuo, R. J. Wang, H. S. Hu, T.L. Chou, S. H.**, 2005. Application of Ant K-Means on Clustering Analysis, Department of Industrial Engineering and Management National Taipei University of Technology Taipei, Taiwan
- Kurnaz, M.N.**, 2007. Artımsal Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Ultrasonik Görüntülerin Kümelenmesi, *Doktora Tezi*, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Lagerholm, M. Peterson, C. Braccini, G. Edenbrandt, L. Sornmo, L.**, 2000. Clustering ECG complexes using hermite functions and self-organizing maps. *IEEE* 47(7):838–48.
- Legarreta, I. R.**, 2006. Component Selection for Principal Component Analysis-Based Extraction of Atrial Fibrillation ISSN 0276–6547 137 *Computers in Cardiology*, 33:137–140.
- Li, C. Zheng, C. Tai, C.**, 1995. Detection of ECG characteristic points using Wavelet transforms, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 42 (1) 21–28.
- Lin, C. H. Chen, P. J. Chen, Y. F. Lee, Y. Y. Chen, T.**, 2005. Multiple cardiac arrhythmia recognition using adaptive wavelet network, *Proceedings of the IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, Shanghai, China, September 1-4.
- Lin, Z. Ge, Y. Tao, G.**, 2005 Algorithm for Clustering Analysis of ECG Data *Proceedings, of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference Shanghai, China, September 1-4,*
- Mahmoodabadi, S. Z. Ahmadian, A. Abolhasani, M. D. Eslami, M. Bidgoli J. H.**, 2005. ECG Feature Extraction Based on Multi resolution Wavelet Transform, *Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, Shanghai, China, September 1-4.
- Mallat, S.G.**, 1989. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, **11**(7), 674-693.
- Martinez, J. P. Olmos, S. Laguna, P.**, 2000. Evaluation of a Wavelet-Based ECG waveform detector on the QT database, *Computers in Cardiology*, 7:81-84, IEEE.
- Olmez, T. Dokur, Z.**, 2003. Application of InP Neural Network to ECG Beat Classification *Neural Comput & Applic*, 11:144–155, Springer-Verlag London Limited

- Osowski, S. Linh, T. H.,** 2001. ECG beat recognition using fuzzy hybrid Neural Network. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, 48(11), 1265–1271.
- Ozbay, Y. Ceylan, R. Karlik, B.,** 2006. A fuzzy clustering neural network architecture for classification of ECG arrhythmias. *Comput Biol Med* 36:376–88.
- Ozbay, Y. Karlik B.,** 2001. A recognition of ECG arrhythmias using artificial Neural Network. *Proceedings of the 23rd Annual Conference*, İstanbul, IEEE/EMBS, 1680–3.
- Ölmez, T. Dokur, Z. Yazgan, E.,** 1998. Classification of ECG waveforms using a novel neural network, *20th AYSA. Int. Conf. of the IEEE Eng. in Med. and Biology Society*, 20, 3, 1616-1619, Hong Kong.
- Palreddy, S. Hu, Y.H. Mani, V. Tompkins, W.J.,** 1997. A multiple-classifier architecture for ECG beat classification, *Neural Networks for Signal Processing VII. Proceedings of IEEE Workshop*, Amelia Island, FL, USA: IEEE, p. 172-81. ISBN: 0-7803-4256-9.
- Rumelhart, D.E. Hinton, G. E. Williams, R. J.,** 1986. Learning internal representations by error propagation, In: Rumelhart DE, McClelland JL, editors. *Parallel distributed processing*, vol. 1. Cambridge, MA: MIT Press, [chapter 8], p. 318–62.
- Shey, J. T. Lin, K. P. Chang, W. H.,** 1998. Measurement 12-lead ECG character points using line segment clustering technique, *Proceedings of 20th AYSA. Int. Conference IEEE*, Hongkong, China: Engineering in Medicine and Biology Society, p. 223–6.
- Shey, J.T. Lin, K.P. Chang W.H.,** 1998. Measurement 12-lead ECG character pints using line segment clustering technique. *Eng. in Medicine and Biology Society*, Proceedings, vol.1, pp. 223-226
- Shyu, L. Y. Wu, Y. H. Hu, W.,** 2004. using wavelet transform and fuzzy neural network for VPC detection from the holter ECG, *IEEE Transactions On Biomedical Engineering*, Vol. 51, No. 7, July
- Silipo, R. Marchesi, C.** 1998. Artificial neural networks for automatic ECG analysis. *IEEE Transactions On Signal Processing*, Vol. 46, No. 5, May
- Stamkopoulos, T. Diamantaras, K. Maglaveras, N. Strintzis, M.** 1998. ECG Analysis Using Nonlinear PCA Neural Networks for Ischemia Detection, *IEEE Transactions On Signal Processing*, Vol. 46, No. 11, November.

Szilágyi, L. Szilágyi, S. M. Förds, G. Benyó, Z., 2006. Quick ECG analysis for on-line holter monitoring systems, Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference New York City, USA, Aug 30-Sept 3.

Tompkins, W. J. and Webster, J. G., 1981. Design of Microcomputer Based Medical Instrumentation, Englewood Clifs, pp.398-9 Prentice-Hall.

Tsai, C. F. Tsai, C. W. Wu, H.C. Yang, T., 2003. A novel data clustering approach for data mining in large databases, Department of Management Information Systems, Pingtung.

Url-1 <<http://www.physionet.org/physiobank/database/vfdb/>>, alındığı tarih 01.07.2004.

Url-2 <<http://users.rowan.edu/~polikar/>>, alındığı tarih 01.07.2004.

Url-3 <<http://www.vetgo.com/cardio/concepts/>>, alındığı tarih 01.01.2004.

Url-4 <<http://www.akdeniz.edu.tr/tip/fizyoloji/d2/EKG/EKG2.htm>>, alındığı tarih 01.06.2008.

Url-5 <http://en.wikipedia.org/wiki/Principal_components_analysis>, alındığı tarih 01.06.2008.

Url-6 <<http://en.wikipedia.org/wiki/wavelet>>, alındığı tarih 01.03.2008.

Visinescu, M. Bashour, C. A. Bakri, M. Nair, B. G., 2006. Automatic detection of QRS complexes in ECG signals collected from patients after cardiac surgery, Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference New York City, USA, Aug 30-Sept 3.

Wenyu, Y. Gang, L. Ling, L. Qilian, Y., 2003. ECG analysis based on Pca and Som, *IEEE International Conference on Neural Networks & Signal Processing*, Nanjing. China, 14–7.

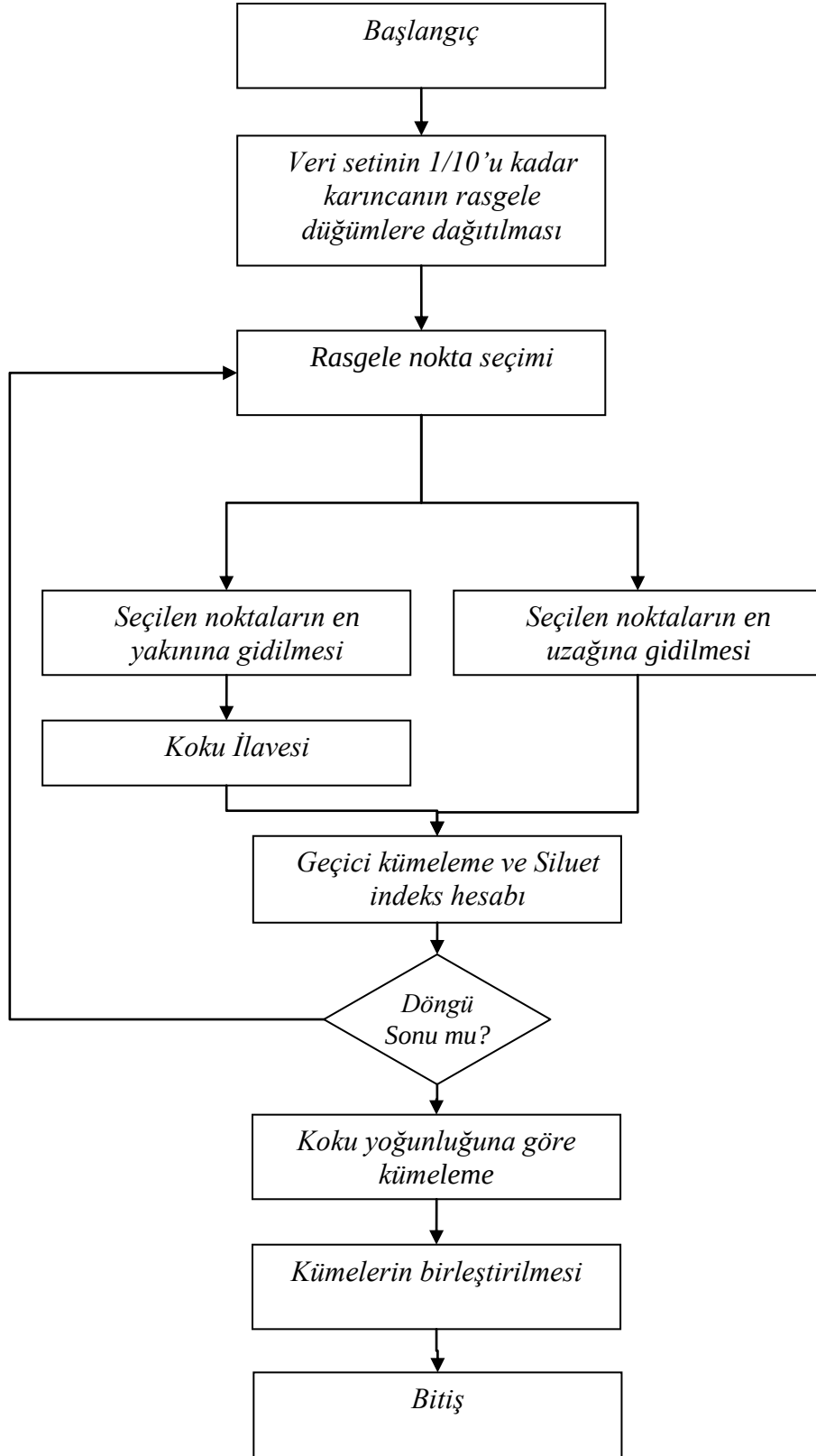
Yazgan, E. ve Korürek, M., 1996. Tıp Elektroniği, İTÜ.Elektrik-Elektronik Fakültesi Ofset Baskı Atölyesi, İstanbul.

Yu, S. N. Chen, Y. H., 2007. Electrocardiogram beat classification based on wavelet transformation and probabilistic neural network, Elsevier, B.V. Department of Electrical Engineering, National Chung Cheng University, 168 University Road, Taiwan

Zandi, A. S. Moradi, M. H. 2005. High resolution ECG analysis: A fuzzy approach to detect VLP using wavelet based vector magnitude waveform, IEEE.

Zhou, S.H. Rautaharju, P.M. Calhoun, H. P., 1993. Selection of a reduced set of parameters for classification of ventricular conduction defects by cluster analysis, Proc Comput Cardiol, IEEE, 879–82.

EK A



Şekil A.1 KKO dayalı kümeleme algoritması akış diyagramı

ÖZGEÇMİŞ

Ad Soyad: Ali Nizam

Doğum Yeri ve Tarihi: İstanbul - 20/06/1976.

Lisans : Yıldız Teknik Üniversitesi Elektronik ve Haberleşme Bölümü, 1993-1997

Yüksek Lisans : İTÜ Elektrik Elektronik Fakültesi, Elektronik ve Haberleşme Ana Bilim dalı, Elektronik ve Haberleşme Programı, 1997-2000.

Doktora : İTÜ Elektrik Elektronik Fakültesi, Elektronik ve Haberleşme Ana Bilim Dalı, Biyomedikal Mühendisliği Programı, 2000 – sürüyor.

Yayın Listesi:

- Korürek, M. and **Nizam, A.**, 2008. A new arrhythmia clustering technique based on Ant Colony Optimization, Journal of Biomedical Informatics, Elsevier : 874-881.