

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**WAVELET DÖNÜŞÜMÜ İLE DOKU ÖZNETELİKLERİ ÇIKARILAN
GÖRÜNTÜLERİN REZONANS ALGORİTMASI
KULLANILARAK BÖLÜTLENMESİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Mühendisi Aykut AVCI

**TEMMUZ 2006
TRABZON**

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI

**WAVELET DÖNÜŞÜMÜ İLE DOKU ÖZNETELİKLERİ ÇIKARILAN
GÖRÜNTÜLERİN REZONANS ALGORİTMASI
KULLANILARAK BÖLÜTLENMESİ**

Bilgisayar Mühendisi Aykut AVCI

**Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde
“Bilgisayar Yüksek Mühendisi”
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.**

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 07.06.2006

Tezin Savunma Tarihi : 03.07.2006

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Rifat YAZICI

Jüri Üyesi : Yrd. Doç. Dr. Hüseyin PEHLİVAN

Jüri Üyesi : Yrd. Doç. Dr. Ali GANGAL

Enstitü Müdürü : Prof. Dr. Emin Zeki BAŞKENT

Trabzon 2006

ÖNSÖZ

“Wavelet Dönüşümü ile Doku Öznitelikleri Çıkarılan Görüntülerin Rezonans Algoritması Kullanılarak Bölütlenmesi” adlı bu çalışma, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans Tezi olarak hazırlanmıştır.

Çalışma süresince bilgi, görüş, öneri ve anlayışını esirgemeyen saygıdeğer danışman hocam sayın Prof. Dr. Rıfat YAZICI’ya şükranlarımı sunarım.

Tezi hazırlamam esnasında karşılaştığım problemlere gösterdiği ilgi ve yardımlarından dolayı Rowan Üniversitesi’nde görev yapmakta olan sayın hocam Dr. Robi POLIKAR’a teşekkür ederim.

Ayrıca yardımlarından dolayı değerli hocalarıma ve sevgili arkadaşım Arş. Gör. M. Bilsay KARADENİZ’e ve Humboldt Üniversitesi’nde doktora eğitimi görmekte olan sayın Mohammed A-Megeed’e teşekkür ederim.

Destek ve sevgileriyle hep yanımda olan aileme ve nişanlıma sonsuz teşekkür ve sevgilerimi sunarım.

Aykut AVCI
Trabzon, 2006

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ	II
İÇİNDEKİLER	III
ÖZET	V
SUMMARY	VI
ŞEKİLLER DİZİNİ	VII
TABLolar DİZİNİ	IX
SEMBOLLER DİZİNİ	X
1. GENEL BİLGİLER	1
1.1. Giriş	1
1.2. Doku	2
1.3. Doku Algılama	3
1.3.1. Görüntü Ayırıştırma Yöntemleri	4
1.3.1.1. Eşikleme Yardımıyla Ayırıştırma	4
1.3.1.2. Bölge Esaslı Ayırıştırma	6
1.3.1.3. Kenar Çıkarmaya Dayalı Ayırıştırma	6
1.4. Örüntü Algılama Sistemleri	7
1.4.1. İstatistiksel Örüntü Tanıma Teknikleri	8
1.4.2. Fuzzy Matematiksel Örüntü Tanıma Teknikleri	8
1.4.3. Yapay Zekaya Dayalı Örüntü Tanıma Teknikleri	9
1.5. Çok Çözünürlülük Analizi	9
1.5.1. Fourier Dönüşümü	10
1.5.2. Wavelet Dönüşümü.....	15
1.5.2.1. Wavelet Dönüşümü Türleri	17
1.5.2.1.1. Haar Wavelet Dönüşümü	18
1.5.2.1.2. Daubechies Wavelet Dönüşümü	19
1.5.2.1.3. Coiflet Wavelet Dönüşümü	21
1.5.2.1.4. Diğer Bazı Wavelet Türleri	22
1.5.3. Wavelet Dönüşümü ile Fourier Dönüşümü Arasındaki Farklar	24

1.6.	Öznitelik Vektörü Çıkarma	24
1.7.	Sınıflandırma	27
1.7.1.	Ön Bilgili Sınıflandırma.....	28
1.7.2.	Ön Bilgisiz Sınıflandırma.....	29
2.	YAPILAN ÇALIŞMALAR	30
2.1.	Giriş	30
2.2.	Wavelet Dönüşümü	31
2.2.1.	Wavelet Dönüşümünün Görüntüye Uygulanması	34
2.2.1.1.	Dönüşümü Alınmış Görüntünün Normalizasyonu	37
2.2.2.	Wavelet Dönüşümünün Matris Biçiminde Uygulanması	37
2.2.3.	Daubechies D-4 Wavelet Dönüşümü	38
2.3.	Özeniteliklerin Belirlenmesi	41
2.3.1.	Diğer Özniteliklerin Hesaplanması	42
2.3.1.	Ortalama	42
2.3.2.	Standart Sapma	43
2.3.3.	Eğrilik	43
2.3.4.	Enerji	44
2.3.5.	Entropi	44
2.4.	Bölütleme (Segmentation)	45
2.4.1.	Rezonans Algoritması	45
2.4.1.1.	Eşik Değerinin Hesaplanması	48
2.4.2.	Etiketleme İşlemi	49
2.5.	Uygulama	49
3.	BULGULAR VE TARTIŞMA	60
4.	SONUÇLAR	62
5.	ÖNERİLER	63
6.	KAYNAKLAR	64
	ÖZGEÇMİŞ	67

ÖZET

Doğadaki olayların bir değişim sıklığı vardır. Herhangi bir doğal olayı temsil eden işaretin genel frekansını bulabilmek için Fourier dönüşümünden faydalanılır. Ancak belirli bir anda işaretin hangi frekansa sahip olduğu Fourier dönüşümü kullanılarak bulunamaz. Çünkü Fourier dönüşümü işarete genel olarak bakmaktadır. Belirli zaman aralığındaki frekansı bulabilmek için Fourier dönüşümünden türetilmiş çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Kısa zamanlı Fourier dönüşümü de bunlardan biridir. Kısa zamanlı Fourier dönüşümü önceden belirlenmiş pencerelere işareti bölerek Fourier dönüşümünü alır. Pencerenin gereğinden büyük ya da küçük seçilmesi çözünürlük problemini ortaya çıkardığından dolayı bu seçimin iyi yapılışı gerekmektedir. İşaretin bir t anındaki frekansını belirleyen yöntemlerden biri de Wavelet dönüşümüdür. Wavelet dönüşümü, kısa zamanlı Fourier dönüşümündeki çözünürlük problemini ortadan kaldırmak için alternatif olarak tasarlanmıştır. Bu dönüşüm sayesinde işaret bileşenlerine (alçak ve yüksek frekans) kolaylıkla ayrılabilir. Görüntü üzerindeki bilgilerin yanısıra frekans domenindeki bilgileri de kullanarak yapılan bölütleme işlemi çok daha başarılı sonuçlar vermektedir. Wavelet dönüşümü sayesinde görüntünün zaman-frekans bilgisine de ulaşılabilir.

Görüntüdeki parlaklık değişimlerinden ziyade öznitelik vektörleri arasındaki farka bakarak dokunun sınırlarını bulmak çok daha başarılı ve gerçekçi bir yaklaşımdır. Çalışmada alt-karelere bölme yöntemi kullanılarak görüntü parçalara ayrılmış ve bu parçaların öznitelikleri hesaplanmıştır. Alınan alt-karenin Wavelet dönüşümü, öznitelik vektörünün en büyük ağırlığa sahip elemanını oluşturmaktadır.

Çalışmada, öznitelik vektörleri hesaplanan alt-karelerin sınıflandırılmasında rezonans algoritması kullanılmıştır. Rezonans algoritması sayesinde, görüntülerde bulunan ve çevresel aydınlatma etkilerinden dolayı oluşan parlaklık değişimlerinin etkisi ortadan kaldırılmıştır.

Anahtar Sözcükler: Doku Bölütleme, Wavelet Dönüşümü, Fourier Dönüşümü, Çok Çözünürlük Analizi, Rezonans Algoritması.

SUMMARY

Segmentation of Images with Resonance Algorithm using Texture Features Obtained by Wavelet Transform

Every natural event is often repetitive. Fourier transform is used to find global frequency of a signal which characterizes the corresponding natural event. However, the Fourier transform is not useful for determining the frequency of a signal at a given time since it considers the signal as global. In order to find the frequency at a given time interval, several variants of the Fourier transformation are employed. One of them is Short-Time Fourier transform. The Short-Time Fourier transform performs Fourier transform on the signal broken up into predefined windows of size well selected. Narrower or wider windows give rise to resolution problems. One of the methods which determines the frequency at a given time t is the Wavelet transform. The Wavelet transform is introduced to overcome the resolution problem in Short-Time Fourier transform. It has advantages to easily decompose a signal into its components (low and high frequency). A better texture segmentation can be achieved using frequency information of the image as well as other image information. Therefore the Wavelet transform provides a facility to obtain time-frequency localization.

Determining the boundaries of textured regions with texture features presents higher boundary accuracy compared with determining only variations of intensity on image. In this study, an image is first divided into a number of pieces using sub-square method and then their features are calculated. The Wavelet transform of a sub-square piece constitutes the most valuable element of feature vector belonging to that piece.

The resonance algorithm is used for classification of extracted texture feature vectors. Beside its segmentation ability, the resonance algorithm is also capable of wiping out the effects of images which contain wide-ranged graduations in intensity due to environmental illuminations.

Keywords: Texture Segmentation, Wavelet Transform, Fourier Transform, Multiresolution Analysis, Resonance Algorithm.

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1.	Düzenli ve düzensiz doku..... 2
Şekil 1.2.	Yara görüntüsü ve eşik değeri hesaplanarak ayrıştırılmış görüntü..... 5
Şekil 1.3.	Yara görüntüsünün histogram grafiği 5
Şekil 1.4.	Kontur çıkarma ile görüntü ayrıştırma işlemi 5
Şekil 1.5.	Bazı kenar bulma operatörleri 6
Şekil 1.6.	Örüntü algılama işlemi aşamaları 7
Şekil 1.7.	Örüntü algılama alanındaki ana yaklaşımlar 8
Şekil 1.8.	Çok çözünürlülük temeline dayanan bir işaret 9
Şekil 1.9.	50 Hz lik işaret 10
Şekil 1.10.	1.9'daki 50 Hz'lik işaretin Fourier dönüşümü sonuçları 11
Şekil 1.11.	$x(t) = \cos(2\pi 10t) + \cos(2\pi 25t) + \cos(2\pi 50t) + \cos(2\pi 100t)$ işaretinin 10, 25, 50, 100 Hz frekanslarındaki görüntüsü 12
Şekil 1.12.	Şekil 1.5' in Fourier dönüşümü sonucu 13
Şekil 1.13.	Değişken frekanslı bir işaret 13
Şekil 1.14.	Şekil 1.13.'teki değişken frekanslı işaretin Fourier dönüşümü 14
Şekil 1.15.	Wavelet dönüşümü seviyelerinde elde edilen frekans aralıkları 16
Şekil 1.16.	Filtre analizinin blok diyagramı 16
Şekil 1.17.	Wavelet dönüşümünün adımları 17
Şekil 1.18.	Haar Waveletinin görünümü 18
Şekil 1.19.	Daubechies D-4, D-6, D-8, D-10 ana Waveletlerinin görünümü 19
Şekil 1.20.	Daubechies D-20 Wavelet'inin görünümü (Wavelet ve ölçekleme) 20
Şekil 1.21.	Coiflet Waveletinin görünümü 21
Şekil 1.22.	Meyer Waveleti 22
Şekil 1.23.	Morlet Waveleti 23
Şekil 1.24.	Meksika şapkası Waveleti 23
Şekil 1.25.	Gabor filtreleri 26
Şekil 1.26.	Piksel bloğunun özneliliğinin hesaplanması 27

Şekil 1.27.	Sınıflandırma işlemi	28
Şekil 2.1.	Bölütleme işleminin adımları	30
Şekil 2.2.	Bir veri dizisine Haar Waveletinin uygulanması	32
Şekil 2.3.	Herhangi bir veri dizisinin zaman domeninde gösterimi ve bileşenleri....	33
Şekil 2.4.	Görüntüye Wavelet dönüşümünün uygulanması	34
Şekil 2.5.	Sinüs işaretine Wavelet dönüşümünün uygulanması	35
Şekil 2.6.	Barbara resmi ve Wavelet dönüşümü sonuçları.....	36
Şekil 2.7.	D-4 Waveletinin Wavelet ve ölçekleme fonksiyonları	39
Şekil 2.8.	Bir veri dizisine Daubechies D-4 Wavelet dönüşümünün uygulanması ..	40
Şekil 2.9.	Alt karelere bölme işlemi ve Wavelet dönüşümünün uygulanması	42
Şekil 2.10.	İki kütle-yay çiftinin rezonansı	46
Şekil 2.11.	Rezonans algoritmasının akış şeması	48
Şekil 2.12.	Görüntü ve Wavelet dönüşümü sonuçları.....	49
Şekil 2.13.	Görüntü, Wavelet dönüşümü sonucu ve bölütleme işlemi sonucu.....	50
Şekil 2.14.	Doku bölütleme uygulaması	51
Şekil 2.15.	Doku bölütleme uygulaması	52
Şekil 2.16.	Doku bölütleme uygulaması	53
Şekil 2.17.	Doku bölütleme uygulaması	54
Şekil 2.18.	Doku bölütleme uygulaması	55
Şekil 2.19.	Doku bölütleme uygulaması	56
Şekil 2.20.	Doku bölütleme uygulaması	57
Şekil 2.21.	Doku bölütleme uygulaması	58

TABLULAR DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1.1. Daubechies Waveletlerinin katsayıları	21
Tablo 1.2. Coiflet Waveletlerinin katsayıları	22

SEMBOLLER DİZİNİ

b	: Sudan kaynaklanan sürtünme katsayısı
$c[i]$: Katsayılar dizisi
C6	: Coiflet C6 Waveleti
C12	: Coiflet C12 Waveleti
C18	: Coiflet C18 Waveleti
C24	: Coiflet C24 Waveleti
C30	: Coiflet C30 Waveleti
CWT	: Sürekli Wavelet dönüşümü
d	: Kaynak çift ile etkileşecek olan çiftin arasındaki uzaklık
D-10	: Daubechies D-10 Wavelet dönüşümü
D-12	: Daubechies D-12 Wavelet dönüşümü
D-14	: Daubechies D-14 Wavelet dönüşümü
D-16	: Daubechies D-16 Wavelet dönüşümü
D-18	: Daubechies D-18 Wavelet dönüşümü
D-2	: Daubechies D-2 Wavelet dönüşümü (Haar Waveleti)
D-20	: Daubechies D-20 Wavelet dönüşümü
D-4	: Daubechies D-4 Wavelet dönüşümü
D-6	: Daubechies D-6 Wavelet dönüşümü
D-8	: Daubechies D-8 Wavelet dönüşümü
DWT	: Ayrık Wavelet dönüşümü
E	: Eğrilik
ECG	: Electro Cardio Graphy
f	: İşaret fonksiyonu
FFT	: Hızlı Fourier dönüşümü
FT	: Fourier dönüşümü
F_0	: Rezonans algoritmasında ilk etkiyecek kuvvet
g	: Pikselin parlaklık değeri
$g[n]$: Alçak geçirgenlikli filtre
$h[n]$: Yüksek geçirgenlikli filtre

HH	: Yüksek-yüksek frekansa sahip işaret bölgesi
HL	: Yüksek-alçak frekansa sahip işaret bölgesi
Hz	: Frekans birimi
k	: Yay sabiti
K	: Alt kare parçasının boyutu
L	: En büyük parlaklık değeridir
LH	: Alçak-yüksek frekansa sahip işaret bölgesi
LL	: Alçak-alçak frekansa sahip işaret bölgesi
m	: Kütle
M	: Görüntüdeki piksel sayısı
max	: Wavelet dönüşümüyle bulunan değerlerden en yükseği
min	: Wavelet dönüşümüyle bulunan değerlerden en düşüğü
Ms	: Zaman birimi
n	: Öznitelik vektörü boyutu
$N(g)$: g pikselinin tekrarlanma sayısı
$P(g)$: g parlaklıklı pikselin tekrarlanma olasılığı
r	: Yayılan dalganın yarıçapı
s	: Veri dizisi
STFT	: Kısa zamanlı Fourier dönüşümü
T	: Eşik değeri
T	: Girdi işareti
T_l	: T işaretinin alçak frekanslı bölgesi
T_h	: T işaretinin yüksek frekanslı bölgesi
T_w	: T işaretinin Wavelet dönüşümü alınmış sonucu
$x[n]$: İşaret dizisi
X_p	: Pikselin normalize edilmiş değeri
WT	: Wavelet dönüşümü
w	: Kütle-yay çiftinin frekansı
w_0	: Doğal frekans
y	: Kontrol momenti
$y_{alçak}$: Dönüşüm sonucunda alçak frekansa sahip işaret

- $y_{yüksek}$: Dönüşüm sonucunda yüksek frekansa sahip işaret
- ψ : Ana Wavelet fonksiyonu
- \bar{g} : Ortalama değer
- $l(r, c)$: r,c kordinatlarındaki parlaklık değeri
- σ : Standart sapma

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Günümüzde, bilgisayarların hayatımıza daha çok girmesiyle birlikte, görüntüde var olan nesnelere hakkında bilgi edinme ve bu edinilen bilgilerden anlamlar çıkarma konusu popülerliğini gittikçe artıran bir bilim dalı haline gelmiştir. Çalışmalarda sürekli insanın algılama sistemi taklit edilmiştir ancak hiçbir zaman tam anlamıyla insanın görme yeteneği bir makineye verilememiştir.

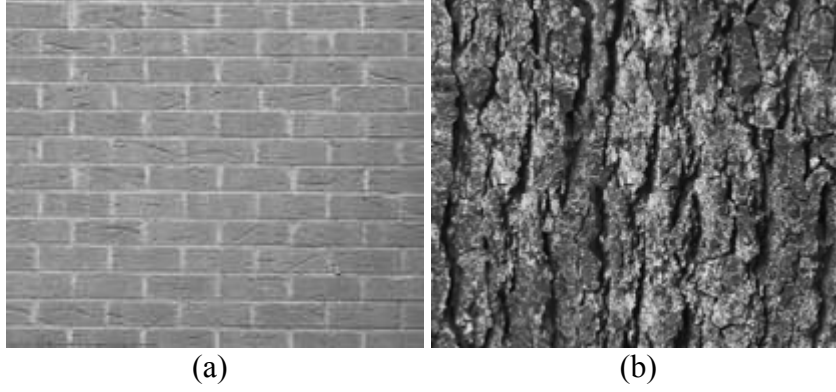
Doku algılama sistemlerinde amaç görüntüyü homojen dokulara sahip bölgelere ayırmaktır. Bu amaçla geliştirilmiş yöntemler genel olarak iki kısımda toplanır. İlk yöntemde (bottom-up), dokuyu oluşturan en küçük eleman olan doku ilkelinden yola çıkılarak doku bölgesinin sınırları saptanmaya çalışılır. İkinci yöntemde (top-down) ise genelden başlanarak görüntüdeki farklı dokuların yerleri tespit edilmeye çalışılır. Bu çalışmada tercih edilen yöntem ikinci yöntemdir.

Doku algılama işlemi aşamalardan oluşmaktadır. Önce görüntü alt parçalara ayrılır. Daha sonra bu parçalara ait öznitelikler hesaplanır. Ardından sınıflandırma işlemi ile bu parçaların aynı doku bölgesine ait olup olmadıkları tespit edilir. Aynı dokuda oldukları saptanan parçalara aynı etiket verilir. İşlem sonunda görüntüde mevcut olan tüm dokular etiketler yardımıyla çıkarılmış olur.

Bu çalışmada, doku algılama işleminin önemli adımlarından biri olan öznitelik vektörlerinin oluşturulması aşamasında son zamanlarda oldukça popüler olan Wavelet dönüşümünden yararlanılmıştır. Bu sayede iki boyutlu görüntü bilgilerinin yanısıra dokuların frekans bilgileri de elde edilebilmektedir. Doku, yapısı gereği tekrarı gerektirdiğinden, belirli bir frekansa sahiptir. Dolayısıyla, frekans bilgisi ile yapılan bölütleme işlemi diğer yöntemlere nazaran çok daha başarılı olmaktadır. Algılama işleminin bir sonraki adımı olan sınıflandırma aşamasında, doğal görüntülerdeki çevresel aydınlatma etkilerinden veya kameraların merceklelerinden kaynaklanan parlaklık değişimlerinin etkilerini ortadan kaldırarak sınıflandırma yapan rezonans algoritması kullanılmıştır.

1.2. Doku

Doku, bir cismin yüzeyindeki ayrıntılar olarak tanımlanabilir. Bilgisayar grafiklerinde doku, düzenli ve düzensiz olarak ikiye ayrılır [1]. Düzenli doku, daire veya kare gibi belirli bir geometrik şeklin tekrarı biçiminde oluşturulur. Tuğla örülü duvar, düzenli dokuya örnektir. Düzensiz doku ise belirli istatistiksel özelliğe sahip desenlerin değiştirilmesiyle oluşturulur. Düzensiz dokuya örnek olarak ağaç kabuğu verilebilir.



Şekil 1.1. a) Düzenli doku b) Düzensiz doku

Bir yüzey üzerine doku kaplanması, çeşitli dönüşümler yardımıyla yapılır. En çok kullanılan yöntem ters haritalamadır. Bu yöntemde, dokunun kaplanacağı yüzeydeki her piksele dokuda karşı düşen bilgi alınır. Normalde bu işlem iki aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada iki boyutlu görüntü uzayı üç boyutlu nesne uzayına dönüştürülür ve nesnenin yüzeyine doku kaplanır. İkinci aşamada nesne, tekrar iki boyutlu uzaya bazı izdüşüm dönüşümleri yardımıyla iki boyutlu uzaya dönüştürülür. İlk aşamada nesnenin üzerindeki tüm piksellere doku üzerinden bir nokta karşı düşmektedir.

Doğada, görüntü birden fazla dokudan oluşur. Bilgisayarlı uygulamalarda görüntüden anlamlı bir ifade çıkarılabilmesi için görüntüdeki dokuların birbirlerinden ayrıştırılması gerekmektedir. Bölütleme işlemi farklı aşamalara ayrıldığından dolayı, bu aşamalarda kullanılmak üzere geliştirilmiş pek çok farklı yöntem bulunmaktadır [2].

Çalışmada, düzenli dokudaki tekrarın belirli bir frekansta olması özelliğinden faydalanılarak bölütleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu sebeple, daha çok düzenli dokulardan örnekler seçilerek algoritmaların etkinliği test edilmiştir.

1.3. Doku Algılama

Doku algılama işleminin amacı nesnelerin sınırlarını bulmak veya nesnelere anlamlı parçalara ayırmaktır. Kullanışlı bir doku algılama yöntemi havadaki cisimlerin algılanmasında, biyomedikal ve sismik görüntülerin yorumlanmasında, endüstriyel uygulamalarda kullanılabilir. Doku algılama işleminin başlatılabilmesi için öncelikle doku özneliğinin çıkarılması gerekmektedir. Öznellik çıkarma işlemi ne kadar başarılı olursa doku algılama işleminin sonucu da o kadar başarılı olmaktadır. Doku özneliği çıkarma işlemi üç ana kategoriye ayrılır: istatistiksel, yapısal ve izgesel yaklaşımlar [3]. Bunlardan istatistiksel yaklaşımda, gri seviye histogram gibi doku istatistikleri ya da gri seviye oluşum (co-occurrence) matrisine dayanan istatistikler dokuları birbirinden ayırmak için hesaplanır. İkinci istatistiksel yaklaşım türü olan yapısal yaklaşımda, dokunun temel birimi olan doku ilkeli, örüntünün oluşmasını belirten kurullarla birlikte daha karmaşık örüntülere dönüştürmekte kullanılır. Son yaklaşım türü olan izgesel yaklaşımda, dokulu görüntü frekans domenine dönüştürülür. Daha sonra doku yüzlerinin çıkarılması güç spektrumu analiziyle yapılır. Geçmişte pek çok doku tanımlayıcı ortaya atılmıştır. Bahsedilen yöntemlerin yanında, Law'ın doku enerji ölçümleri, Markov rasgele alan modelleri, doku spektrumları gibi diğer doku tanımlayıcıları da vardır.

Son zamanlarda çok kanallılık ve çok çözünürlük temeline dayanan yaklaşımlar doku analizi alanında ilgi gördü. Çok kanallılığa dayanan yaklaşımlardan biri, girdi görüntüsünü filtrelemek için bant genişliği, yönelim ve frekans açısından önceden seçilmiş Gabor filtre bankasını kullanır [3]. Bu filtrelemeden sonra ortaya çıkan görüntü, doku ayrıştırılması ya da sınıflandırılması için kullanılır. Wavelet dönüşümü çok çözünürlüklü yaklaşımlarda kullanılan diğer tekniklerden biridir. Pek çok Wavelet tabanlı yöntem farklı çözünürlüklerde girdi görüntüsünü bir Wavelet katsayı görüntüsüne dönüştürürken piramitsel ayrışım kullanır. Daha sonra Wavelet katsayıları dokusu belirlenmiş öznellik vektörlerine dönüştürülür. Bu belirlenen öznellik vektörleri c-means gibi sıradan sınıflandırma teknikleriyle doku bölgelerine ayrılır. Daha sonra farklı çözünürlükte yapılan ayrıştırma sonuçları nihai ayrıştırma sonucu için birleştirilir. Fakat doğal bir dokudaki piksellerin öznelikleri genelde her yerde aynı değildir. Bu yüzden, eğer Wavelet dönüşümünden ortaya çıkan öznelikleri bütünleştirmede iyi bir yöntem kullanılmazsa, aşırı ayrıştırma problemi ortaya çıkar [3].

Ayrıştırma yöntemleri, ön bilgili ve ön bilgisiz olmak üzere iki grupta toplanır. Ön bilgili yöntemlerde doku, bazı ön bilgiler kullanılarak ayrıştırılır. Bu ön bilgi görüntüde kaç tane dokunun var olduğunu, mevcut dokunun türünü ve görüntüdeki konumunu v.s. gösteren bilgilerdir [4]. Ön bilgisiz yöntemlerde ayrıştırma işlemi için herhangi bir ön bilgi kullanılmaz. Bu yüzden ön bilgisiz algılama yöntemleri uygulaması zor yöntemler olarak bilinir. Bu çalışmada ön bilgisiz bir doku algılama yöntemi ele alınmıştır.

1.3.1. Görüntü Ayrıştırma Yöntemleri

1.3.1.1 Eşikleme Yardımıyla Ayrıştırma

Çoğunlukla bir görüntüyü alt-bileşenlerine ayırma; genliğe bağlı eşik değerini hesaplayarak, bağlı kümeleri bularak ve kontur veya kenar çıkararak yapılır.

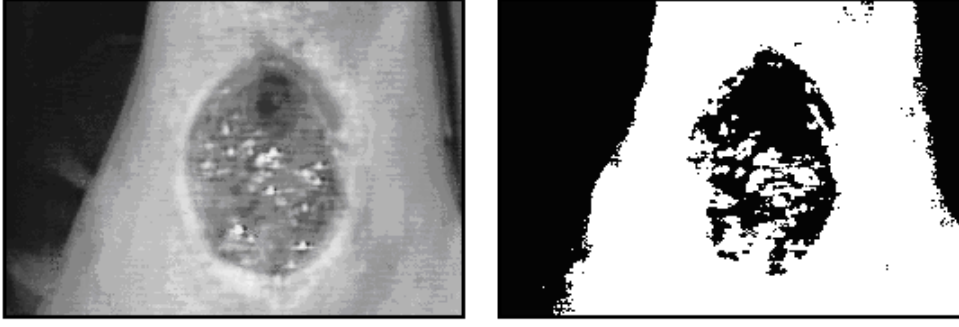
Genliğe bağlı eşik değerinin hesaplanmasına dayalı ayrıştırma metodu en temel yöntemdir. Eşik değeri yardımıyla ayrıştırma işleminin genel ifadesi:

$$\begin{aligned} f(i,j) \geq T \text{ için } G(i,j) &= 1 \\ f(i,j) < T \text{ için } G(i,j) &= 0 \end{aligned} \quad (1.1)$$

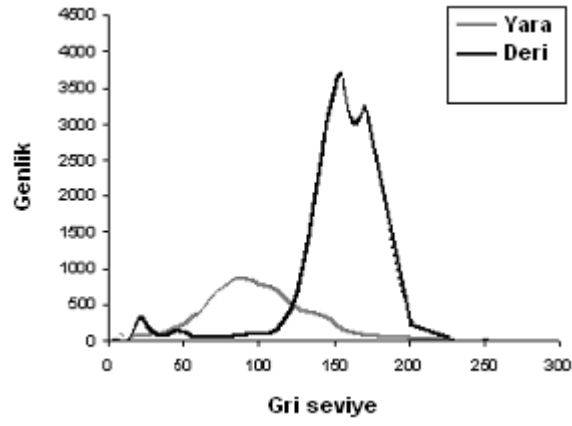
şekindedir. Burada T eşik değerini ve G(i,j) görüntüdeki pikselleri ifade etmektedir. G(i,j) değerinin 1 olduğu yerler görüntü elemanı, 0 olduğu yerler ise arka plan görüntüsü olarak tanımlanmaktadır.

Eşik değerinin kullanıldığı bölütleme (dilimleme) yöntemi, görüntüdeki cisimlerin birbirleriyle temas etmediği ve arka planın gri seviyesinden farklı bir gri seviyeye sahip olduğu görüntülerde başarılıdır.

Uygun eşik değerinin belirlenmesi çok önemlidir. Çoğunlukla eşik değeri, histogram grafiğinin yorumlanmasıyla hesaplanır. Histogram, görüntüdeki bir bilginin görüntüde kaç tane olduğunu gösteren bir grafiktir. Bütün görüntü için aynı eşik değerinin kullanıldığı genel eşikleme genellikle tercih edilmez. Bunun yerine görüntü alt bölgelere ayrılarak her bölgenin kendi eşik değeri hesaplanır. Bu şekilde yapılan eşiklemeye de uyarlamalı eşikleme denir.

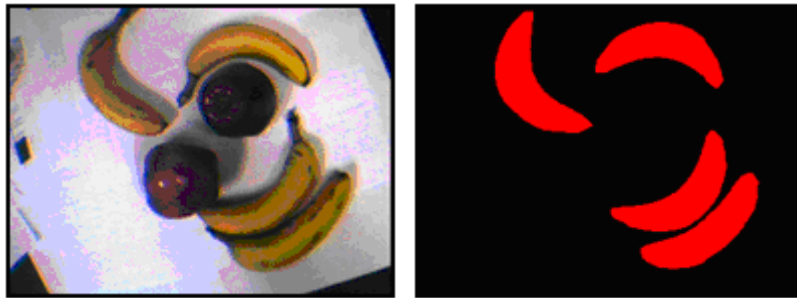


Şekil 1.2. a) Yara görüntüsü b) Eşik değeri kullanarak ayrıştırılmış resim



Şekil 1.3. Yara görüntüsünün histogram grafiği

Kontur veya kenar bulma yöntemlerinde genellikle görüntüdeki değişim değerine bağlı olarak sınırlar bulunmaya çalışılır. Görüntüdeki belirli bir bölgedeki değişimin alınan eşik değerinden fazla olması o bölgede kenar veya kontur bilgisinin var olduğu anlamına gelmektedir.



Şekil 1.4. Kontur çıkarma ile görüntü ayrıştırma işlemi

1.3.1.2. Bölge Esaslı Ayrıştırma

Bölgeler arasındaki sınırları bularak bölgeleri tanımlamayı amaçlayan yöntemlerdir. Genelde bu yöntemler, bağlı kümeleri bularak etiketlemeye dayanır.

Bağlı kümeleri etiketleme yöntemi, benzer karakteristiğe sahip olan bağlı piksellerin aynı bölge içerisinde olduklarını varsayar. Farklı nesnelere ait pikselleri ayırtmak için bölgeler bağlı bileşenleriyle etiketlenir. Bu işlem tüm görüntü boyunca özyinelemeli olarak tekrarlanır. Etiketlenmemiş bir piksele rastlanıldığında o piksele bir sonraki muhtemel etiket verilir. Daha sonra etiketi verilmiş bu pikselden başlanarak tüm komşuluklarında benzerlikleri aranır ve etiketlenir. Etiketlenecek piksel kalmayınca kadar bu işlem devam ettirilir. Bu işleme bölge büyütme (region growing) adı verilir.

Bölge esaslı yöntemler genellikle gürültüye daha az duyarlıdır ancak uygulamaları zordur. Sınır bulma yöntemlerinin uygulaması kolaydır fakat gürültüye daha fazla duyarlılıkları vardır.

1.3.1.3. Kenar Çıkarmaya Dayalı Ayrıştırma

Kenar çıkarmaya dayalı yöntemler kenar çıkarım operatörleri tarafından yapılır. Bu operatörler kare matris biçiminde olup tüm görüntü üzerinde kaydırılarak gezdirilir. Bu kaydırma esnasında görüntüde bulunan kenarlar belirgin hale getirilir.

$$\begin{array}{ccc} \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \\ \text{(a)} & & \text{(b)} & & \text{(c)} & \end{array}$$

Şekil 1.5. Bazı kenar bulma operatörleri

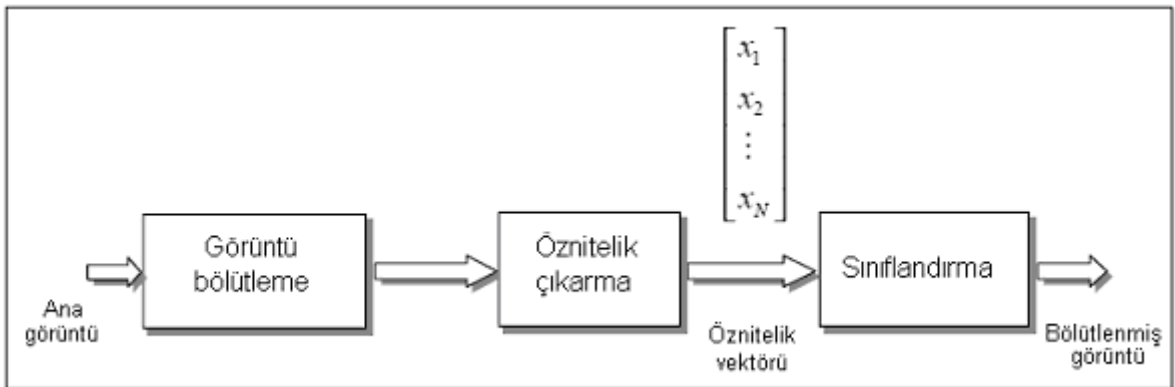
Şekil 1.5.a'da görülen Laplace kenar bulma operatörü keskin geçişlerin olduğu görüntülerde başarılıdır. Operatörlerden biri yatay kenarları diğeri ise düşey kenarları bulmaktadır. Dolayısıyla iki operatörün sonucu toplanarak nihai görüntü elde edilir. Kenar bulmaya dayalı yöntemlerin en büyük sakıncası görüntüdeki gürültülerdir. Şekil 1.5.b'de Prewitt ve Şekil 1.5.c'de Sobel kenar bulma operatörleri verilmiştir.

1.4. Örüntü Algılama Sistemleri

Örüntü algılama verideki farklı kısımları bulma işlemidir. Görüntü bölütleme işlemi için pek çok farklı yöntem vardır, ancak bütün görüntüler göz önünde bulundurulduğunda iyi sonuç veren tek bir yöntem bulunmamaktadır [6].

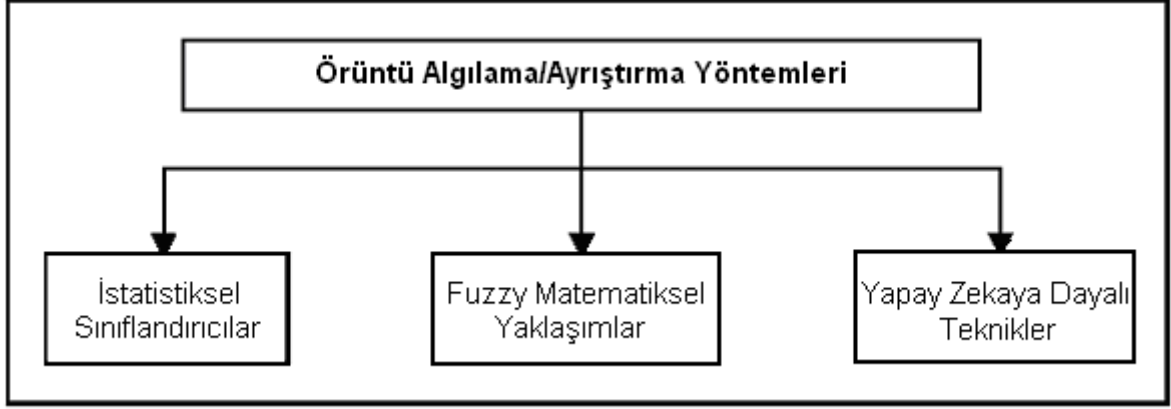
Sistem olarak bakıldığında örüntü algılama işlemi üç aşamadan oluşur. Görüntüyü bölütleme, örüntü algılama işleminde ilk adımdır. Bu adımda görüntü, üst üste binmeyen ve bağlı piksellerden oluşan alt parçalara ayrılır. Bir sonraki adım ise öznelik çıkarma işlemidir. Öznelik, iki farklı sınıfı birbirlerinden ayırmaya yarayan farklı özelliklerdir. Öznelik çıkarmadaki esas amaç, bir sonraki aşamada gerçekleştirilecek olan sınıflandırma aşamasındaki başarıyı artırmaktır. Bu yüzden dokuların birbirlerinden iyi ayırt edilebilmesi için özneliklerin iyi seçilmesi gerekmektedir. Öznelik çıkarma işlemi sonucunda çok sayıda öznelikler elde edilir. Bu öznelikler, n boyutlu öznelik vektörünü oluştururlar. Öznelik vektörünün boyutunun gereğinden büyük seçilmesi işlemlerin uzamasına ve sistemin başarımının azalmasına sebep olacaktır. Sınıflandırma aşamasında, öznelik vektörüne bağlı olarak pikseller gruplandırılarak etiketlenir. Etiketleme sonucunda hangi pikselin hangi dokuya ait olduğu belirlenmiş olur.

Örüntü algılama sisteminin her aşamasında, amaca yönelik yöntemlerin seçilmesi önemlidir. Çalışmanın amacında dokuların sınırları belirlenmeye çalışıldığından öznelik vektörü hesaplanırken Wavelet dönüşümünden yararlanılmıştır. Diğer taraftan, bölütlenmeye çalışılan görüntülerin genelini doğal görüntüler oluşturduğundan, doğal görüntülerdeki parlaklık değişimlerini ortadan kaldırmak için sınıflandırma aşamasında rezonans algoritması seçilmiştir.



Şekil 1.6. Örüntü algılama işlemi aşamaları [5,6].

Örüntü algılama teknikleri genel olarak üç ana kısımda toplanır.



Şekil 1.7. Örüntü algılama alanındaki ana yaklaşımlar [5,6].

1.4.1. İstatistiksel Örüntü Tanıma Teknikleri

Örüntü algılama alanında en yaygın kullanılan yöntemdir. İstatistiksel sınıflandırıcılar bazı olasılık ve istatistik teorilerine dayandırılmışlardır. Parametrik ve parametrik olmayan yaklaşımlar iki klasik istatistiksel görüntü tanıma yöntemidir. Bayes'in minimum hata belirleme kuralı parametrik örüntü tanımaya örnektir. Parzen'in kabuk yöntemi ve K en yakın komşu tekniği başlıca parametrik olmayan görüntü tanıma yöntemlerine örnektir. İstatistiksel yöntemlere ait ve yaygın biçimde kullanılan ağaç yapısında sınıflandırma yöntemi ilk defa Sonquist ve Morgan tarafından ortaya atılmıştır.

1.4.2. Fuzzy Matematiksel Örüntü Tanıma Teknikleri

Bir olayın, kesin olmayan bilgilerden faydalanılarak belirlenebileceğini konu alan fuzzy teorisi 1965 yılında Zadeh tarafından ortaya atıldı. Fuzzy teorisi belirsizliklerin birleştirilmesinde kullanılmak üzere kümeleme işleminde, sınıflandırıcı tasarımında, görüntü işlemede ve görüntü algılamada kullanılabilir.

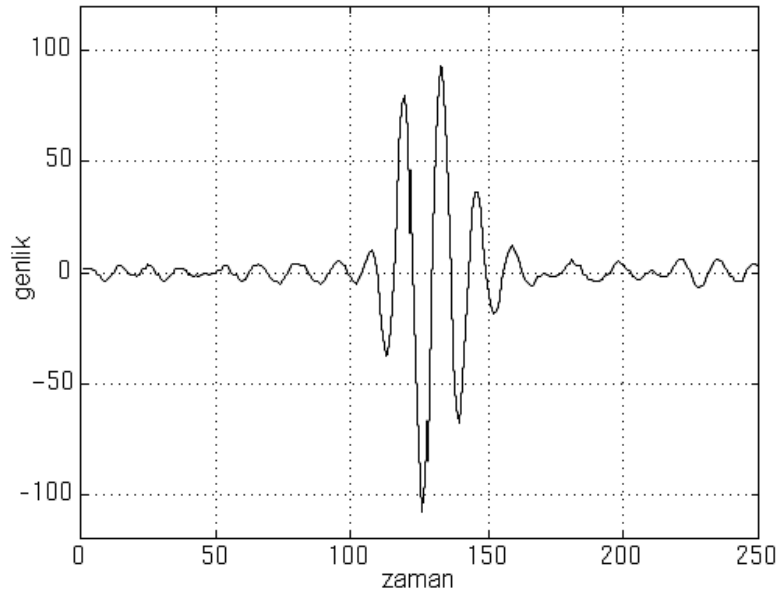
1.4.3. Yapay Zekaya Dayalı Örüntü Tanıma Teknikleri

Yapay zeka alanındaki ilk yöntem 1970'in başlarında ön bilgili ayrıştırma yöntemleri ile Winston tarafından geliştirildi. Bu yöntemler, örneklerin yapılarını öğrenip sonraki ayrıştırmalarda bu öğrendiklerinden faydalanabiliyorlardı. Yapay sinir ağlarının kullanımı son zamanlarda görüntü ayrıştırma alanında önem kazanmıştır.

1.5. Çok Çözünürlülük Analizi

Fourier tanımlayıcısı örüntü algılamada kullanılan güçlü bir sistemdir [7]. İşaretteki herhangi bir kayma Fourier tanımlayıcısının vereceği sonuca etki etmez. Çünkü Fourier dönüşümü işarete genel olarak bakmaktadır. Yani Fourier dönüşümü, sadece işarete bulunan frekansı vermektedir. O frekansın hangi zamanda meydana geldiği konusunda herhangi bir bilgi vermemektedir. Bu yerel bilgiyi elde edebilmek için Wavelet dönüşümünü kullanmak gerekmektedir.

Çok çözünürlülük analizi; yüksek frekanslarda iyi zaman ve zayıf frekans çözünürlüğü, düşük frekanslarda iyi frekans ve zayıf zaman çözünürlüğü vermesi için tasarlanmıştır. Pratik uygulamalardaki işaretler de genellikle böyle işaretlerdir.



Şekil 1.8. Çok çözünürlülük temeline dayanan bir işaret [8].

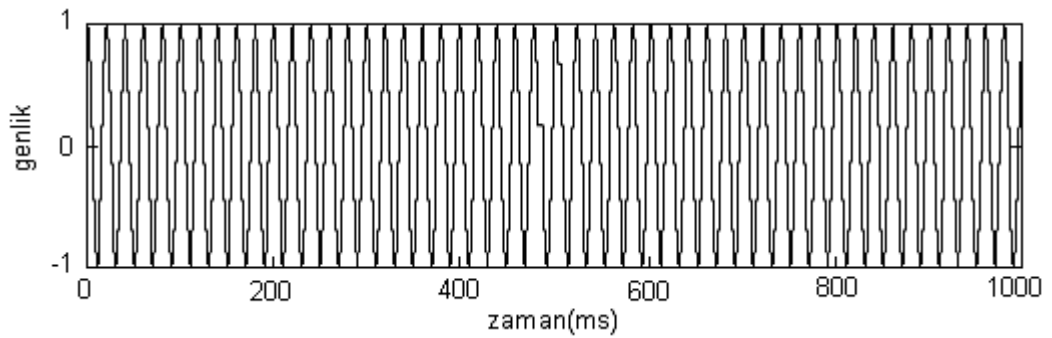
Şekil 1.8.'deki işaret çok çözünürlülük amacına uygun bir işarettir. Tüm işaret genel olarak nispeten düşük frekans bileşenine sahip olduğu halde işaretin ortaya yakın kısımlarında biraz daha yüksek frekans bileşeninin hakim olduğu görülmektedir.

1.5.1. Fourier Dönüşümü

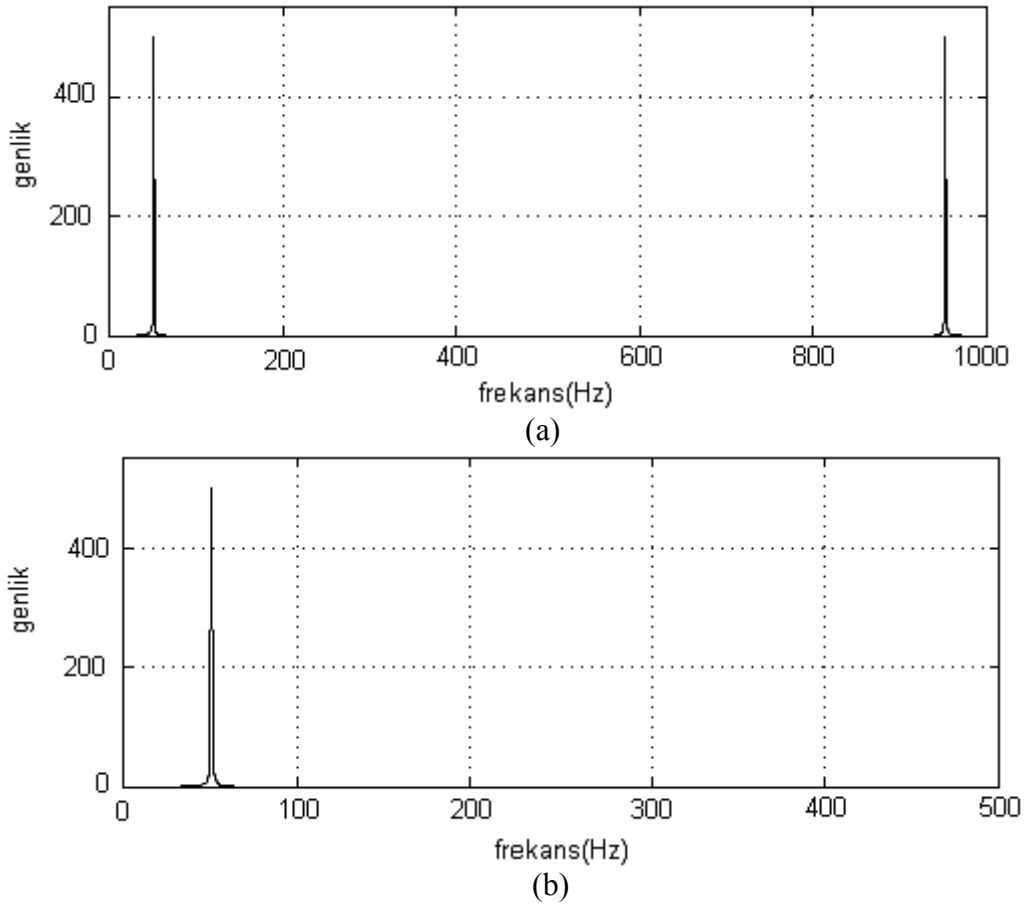
Pratikteki pek çok işaret zaman domeninde tanımlanır. Bir başka deyişle işaretin grafiği göz önünde alındığında eksenlerden biri zaman (bağımsız değişken), diğeri ise genliktir (bağımlı değişken). İşaret işleme ile ilgili birçok uygulamada zaman-genlik gösterimi ile sonuca gitmek zordur. Çoğu durumda en önemli bilgi frekans bileşeninde yatmaktadır.

İşaretteki değişim çok hızlı ise o işaretin frekansı yüksek, değişim yavaş ise o işaretin frekansı düşüktür denir. İşarete herhangi bir değişim görülüyorsa o işarete sıfır frekanslı işaret ya da frekansı olmayan işaret denir.

Bir işaretin frekansı *Fourier Dönüşümü* kullanılarak hesaplanır. Zaman alanındaki bir işaretin Fourier dönüşümü alındığı takdirde o işaretin frekans-genlik bilgileri elde edilir. Bir başka deyişle Fourier dönüşümü sonunda elde edilen bilgi eksenlerinden biri frekans diğeri ise genliktir. Bu bilgiler, işarete her frekanstan ne kadar bulunduğunu göstermektedir.



Şekil 1.9. 50 Hz lik işaret [8].



Şekil 1.10. a-b) Şekil 1.9'daki 50 Hz'lik işaretin Fourier dönüşümü sonuçları [8].

Şekil 1.10.a'daki grafikte iki adet tepe değeri görülmektedir. Bunun nedeni, gerçek değerli işaretlerin frekanslarının simetrik olmasıdır.

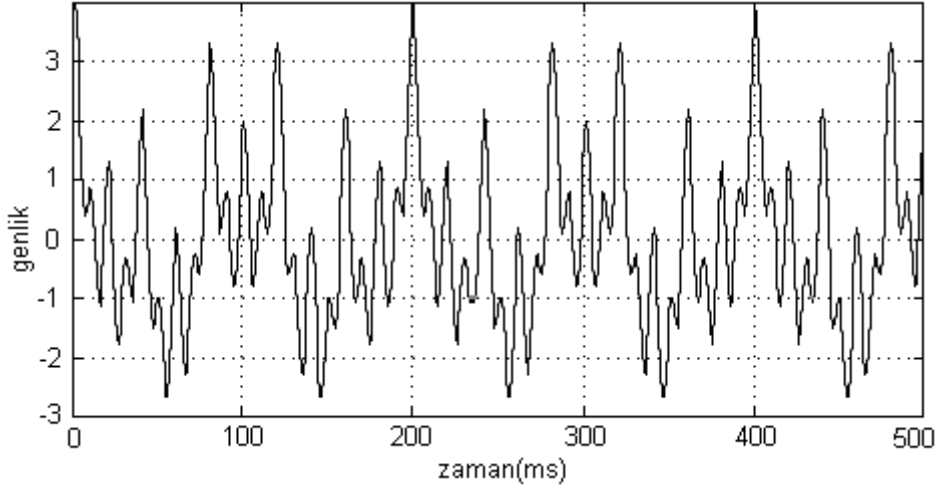
Frekans bilgisinin gerekliliğine örnek olarak ECG (Electro Cardio Graphy) işaretleri verilebilir. ECG, kalbin elektriksel aktivitesinin grafik kayıtlarını vermektedir. Grafikteki herhangi bir şekil sapması hastalık belirtisi olarak görülmektedir. Bu hastalık belirtisi ECG görüntüsünün frekans içeriği hesaplanarak çok daha kolay saptanabilmektedir.

Fourier dönüşümünün mühendislerce ve matematikçilerce kullanılan türleri vardır. Bunlardan bazıları; Hilbert dönüşümü, kısa süreli Fourier dönüşümü, Wigner dağılımları, Radon dönüşümü, Wavelet dönüşümüdür. Tüm dönüşüm türlerinin kendine özgü uygulama alanlarının olmasının yanında onlara ait üstünlükleri ve sakıncaları da bulunmaktadır.

Wavelet dönüşümü Fourier dönüşümünden türeldiğinden dolayı öncelikle Fourier dönüşümünün iyi algılanması gerekmektedir. Fourier dönüşümü geri dönüşümlü bir dönüşümdür. Yani işlenmiş işaretten işlenmemiş işarete dönüşüm ve tersi dönüşüm

mümkündür. Fakat belirli bir anda bunlardan sadece birinin bilgisini almak mümkün olabilmektedir. Bir başka deyişle zaman domeni grafiğinde frekans bilgisi alınmazken, zaman bilgisine de Fourier dönüşümü uygulanmış işaretten ulaşmak mümkün değildir.

Sabit frekanslı işaretlerde Fourier dönüşümünün zaman hakkında bilgi verememesinin önemi yoktur. Frekans zamanla değişmediğinden dolayı frekans o işaret boyunca sürekli vardır.



Şekil 1.11. $x(t) = \cos(2\pi 10t) + \cos(2\pi 25t) + \cos(2\pi 50t) + \cos(2\pi 100t)$ işaretinin 10, 25, 50, 100 Hz frekanslarındaki görüntüsü [8].

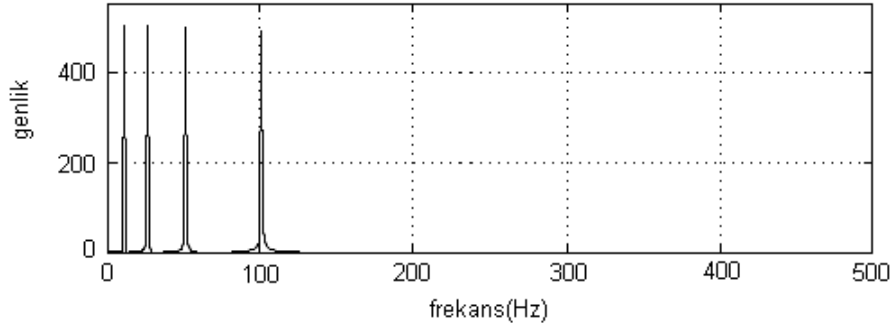
Zaman içinde frekansın değişiklik gösterdiği işaretlere ise değişken frekanslı işaretler denir. Şekil 1.13'teki görüntü, değişken frekanslı işaretlere bir örnektir.

Şekil 1.12. ile Şekil 1.14. karşılaştırıldığında aralarında benzerlik görülmektedir. Ancak bunlardan bir tanesi sabit frekanslı işaret diğeri ise değişken frekanslı işaretir.

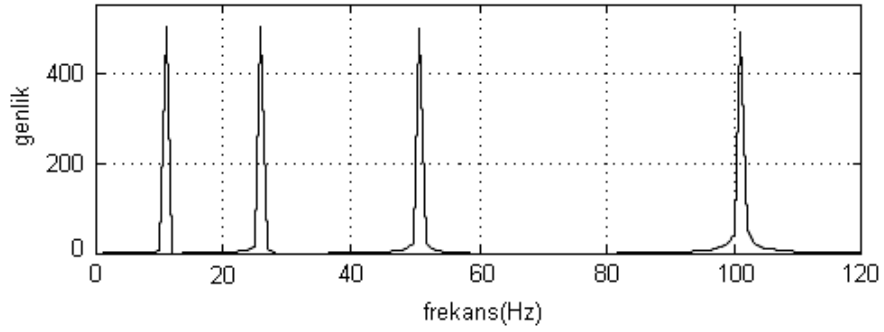
Fourier dönüşümünün hangi frekans bilgisinin hangi anda var olduğunu gösterememesi, değişken frekanslı işaretler için uygun bir teknik olmadığı göstermektedir.

Wavelet dönüşümü zaman-frekans bilgisini verebilmektedir. Bu bilgiyi kısa zamanlı Fourier dönüşümü ve Wigner dağılımları gibi dönüşümler de verebilmektedir.

Zamana bağlı frekans değişimlerinin gerekli olduğu diğer bir uygulama da insan reflekslerindeki aksaklıkların teşhisidir. Flaş ışığı gibi herhangi bir uyarana karşı beynin verdiği tepki ancak zamana bağlı frekans grafiklerinin incelenmesiyle ölçülebilmektedir.



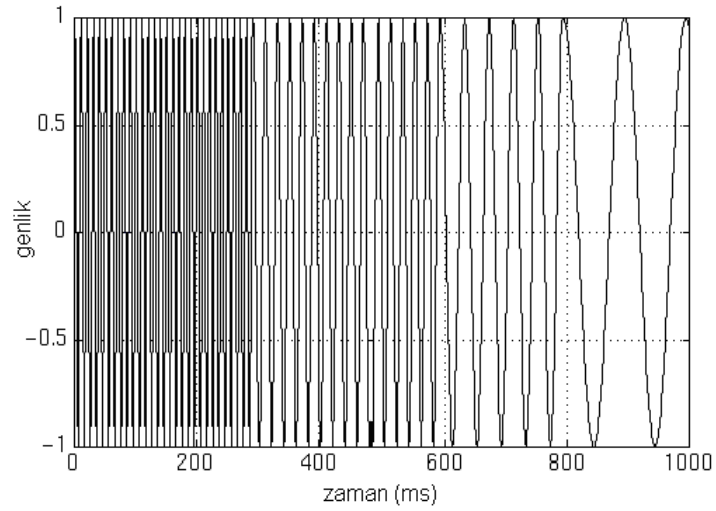
(a)



(b)

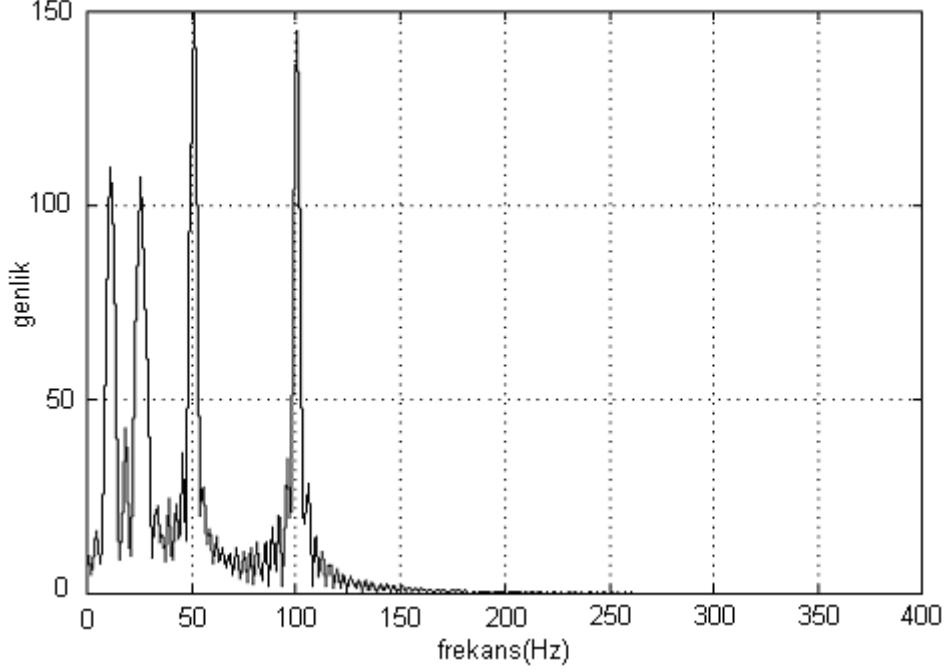
Şekil 1.12. a-b) Şekil 1.5'in Fourier dönüşümü sonucu [8].

Wavelet dönüşümü, kısa zamanlı Fourier dönüşümünde karşılaşılan bazı çözünürlük temelli problemlerin aşılması için kısa zamanlı Fourier dönüşümüne alternatif olmak üzere geliştirilmiştir.



Şekil 1.13. Değişken frekanslı bir işaret [8].

Bu işaretin Fourier dönüşümü Şekil 1.14'te gösterilmiştir.



Şekil 1.14. Şekil 1.13.'teki değişken frekanslı işaretin Fourier dönüşümü [8].

Kısaca söylemek gerekirse, zaman alanındaki işaret yüksek geçirgenlikli ve alçak geçirgenlikli filtrelerden geçirilerek işaretin yüksek frekanslı bölgeleri ve alçak frekanslı bölgeleri ayrı ayrı elde edilmiş olur. Bir sonraki adım için genellikle bir önceki adımda elde edilen alçak frekanslı bölge alınır ve filtreler tekrar uygulanır. Bu işlem önceden belirlenmiş bir seviyeye gelinceye kadar tekrarlanır. Bu işleme *ayrışım* (decomposition) denir. Böylelikle ayrışım işlemi sonunda frekans grupları elde edilir. Ancak kısa zamanlı Fourier dönüşümü ile belirli bir zamanda hangi frekansın olduğu bilinemez. Bunun yerine o frekansın hangi zaman aralığında olduğu belirlenebilir. Zaman aralığı kavramı da çözünürlük problemini ortaya çıkarmaktadır. Yüksek frekanslı işaretler zaman ekseninde daha çok örneklenebildiklerinden dolayı zaman ekseninde daha hatasızdır. Buna karşın, alçak frekanslı işaretler ise belirli bir aralık boyunca aynı frekans bilgisini taşıdıklarından dolayı frekans ekseninde daha hatasızdır.

1.5.2. Wavelet Dönüşümü

Wavelet dönüşümü kısa zamanlı Fourier dönüşümündeki çözünürlük problemini ortadan kaldırmak üzere alternatif olarak tasarlanmıştır. Wavelet dönüşümü, kısa zamanlı Fourier dönüşümü ile aynı biçimde uygulanır. İşaret fonksiyon ile çarpılır ve sonuçlar toplanır [9]. 1976'da Croiser, Esteban ve Galand ayrık zaman işaretlerini bileşenlerine ayırmaya yönelik bir teknik geliştirdi [10]. Aynı yıl Crochiere, Weber ve Flanagan ses işaretlerini analiz etti ve bu analize *alt bant kodlama* adı verildi [10]. 1983'te Burt *piramitsel kodlama* adı altında alt bant kodlamasına çok benzeyen yeni bir teknik geliştirdi [10]. 1989'da Vetterli ve Le Gall alt bant kodlama yöntemini, piramitsel kodlamadaki bazı fazlalıkları atarak geliştirdi [10].

İlk Wavelet dönüşümü Macar matematikçi Alfred Haar tarafından keşfedilmiştir. Haar Wavelet dönüşümü en basit Wavelet dönüşümüdür [11]. Bu dönüşüm temel olarak girdi değerlerinin ikişer ikişer ortalamasını alır. Bunun yanında ortalamadan oluşan farkı da ek bilgi olarak tutar. Bu işlem özyinelemeli olarak devam eder. İşlem sonunda $2^n - 1$ tane fark ve bir tane toplam ortalama değer oluşur [12].

En çok kullanılan Wavelet dönüşümü Belçikalı matematikçi Ingrid Daubechies tarafından 1988 yılında bulundu.

Wavelet dönüşümü, frekans bilgilerinin yanı sıra konumsal bilgileri de verebilmektedir. Bir işaretin Wavelet dönüşümü alındıktan sonra tekrar başlangıç işaretini veride herhangi bir kayıp ya da bozulma olmadan geri üretmek mümkündür.

Wavelet analizindeki temel fikir, bir f işaretini ψ_i fonksiyonuna bağlı olarak bileşenlerine ayırmaktır [13,14].

$$f = \sum_i a_i \psi_i \quad (1.2)$$

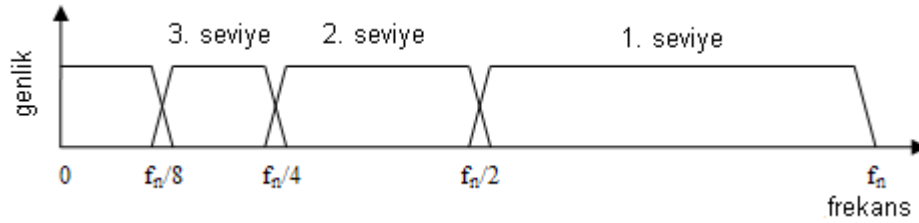
Buradaki ψ_i fonksiyonunun uygun Wavelet ailesinden seçilmesi çok önemlidir. İşaretle, ψ_i fonksiyonu birbirine uygun olmalıdır.

Bir $x[n]$ işaretinin ayrık Wavelet dönüşümü bu işaret üzerinden alçak geçirgenlikli $g[n]$ ve yüksek geçirgenlikli $h[n]$ filtresinin geçirilmesiyle hesaplanır [14-18]. $g[n]$ ve $h[n]$ filtreleri ana Wavelet adı verilen bir fonksiyondan türetilmişlerdir [32].

$$y_{\text{alçak}}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]g[2n-k] \quad (1.3)$$

$$y_{\text{yüksek}}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]h[2n-k] \quad (1.4)$$

Bu iki işlemin ardından girdi verisi yüksek ve alçak frekanslı bileşenlerine ayrılmış olur. Örnek olarak, girdi verisi 1000 Hz.'lik bir işarettten oluşuyorsa, Wavelet dönüşümü sonucunda 0-500 Hz ve 500-1000 Hz. frekans aralıklarından ibaret iki işaret elde edilir.



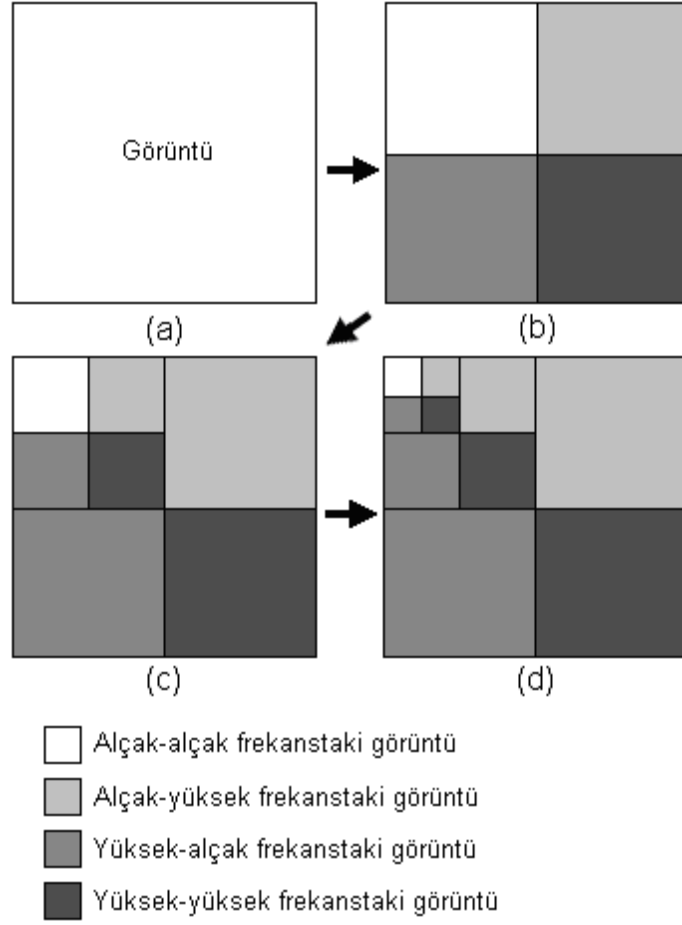
Şekil 1.15. Wavelet dönüşümü seviyelerinde elde edilen frekans aralıkları

Filtreleme işleminden sonucunda yüksek geçirgenlikli filtreden elde edilen verilere ayrıntı verileri, alçak geçirgenlikli filtreden elde edilen verilere ise yaklaşım verileri denmektedir [5].



Şekil 1.16. Filtre analizinin blok diyagramı [19].

Bir görüntüye Wavelet dönüşümü uygulanırken, görüntünün her satırı ve sütunu birer veri dizisi gibi düşünülecek olursa, önce tüm satırlara sonra tüm sütunlara Wavelet dönüşümü uygulanır. Uygulamanın adımları Şekil 1.17'da gösterilmiştir.



Şekil 1.17. Wavelet dönüşümünün adımları

Benzer şekilde, sonuç görüntüden başlangıç görüntüsünü kayıpsız olarak elde etmek mümkündür [33]. Bu dönüşüme *ters Wavelet dönüşümü* denir.

N adet veri için, hızlı Fourier dönüşümü $O(n \log n)$ işlem karmaşıklığına sahiptir. Buna karşın ayrık Wavelet dönüşümü $O(n)$ işlem karmaşıklığına sahiptir. Buradan da görüldüğü gibi, Wavelet dönüşümü Fourier dönüşümü ile kıyaslandığında daha hızlı sonuç üretebilen bir yöntemdir.

1.5.2.1. Wavelet Dönüşümü Türleri

Wavelet dönüşümü sürekli ve ayrık Wavelet dönüşümü olmak üzere iki çeşittir. Sürekli Wavelet dönüşümü Fourier dönüşümü gibi integraller ve analitik eşitlikler yardımıyla hesaplanmaktadır. Günümüzde bu hesaplamalar bilgisayarlarla yapıldığından dolayı, bu dönüşümlerin ayrık çeşitleri de türetilmiştir.

Ana Wavelet olarak kullanılabilen pek çok temel fonksiyon mevcuttur. Dönüşümde kullanılacak olan bütün fonksiyonlar ana Wavelet tarafından üretildiği için, Wavelet dönüşümünün karakteristiğini ana Wavelet belirleyecektir. Bu yüzden uygulamalarda uygun Wavelet türünün seçilmesi büyük önem taşımaktadır. Uygulamalarda Wavelet türü seçilirken Wavelet'in şekline ve analiz edebilme yeteneğine bakılır [20].

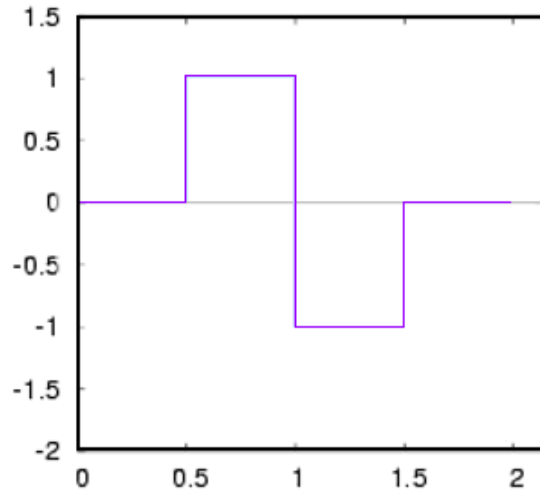
Bazı yaygın kullanılan Wavelet çeşitleri şunlardır.

1.5.2.1.1. Haar Wavelet Dönüşümü

Haar Waveleti ilk bilinen Wavelettir. 1909 yılında Alfred Haar tarafından bulunmuştur. Bu dönüşüm çeşidi aynı zamanda Daubechies D-2 dönüşümü olarak da bilinir. Mevcut Wavelet türleri içerisinde en basit olanıdır. En büyük eksikliği sürekli olmamasıdır. Haar Waveleti:

$$f(x) = \begin{cases} 1 & 0 \leq x < \frac{1}{2}, \\ -1 & \frac{1}{2} \leq x < 1, \\ 0 & \text{diğer} \end{cases} \quad (1.5)$$

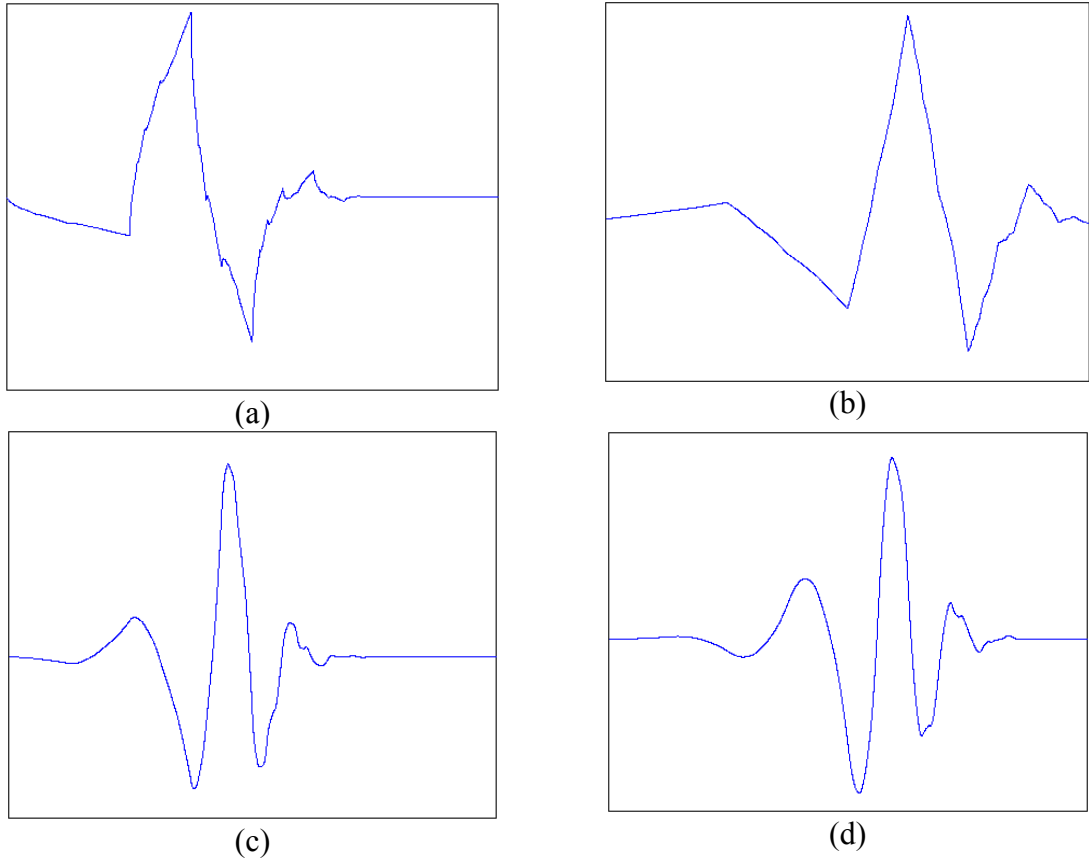
şeklinde hesaplanır.



Şekil 1.18. Haar Waveletinin görünümü

1.5.2.1.2. Daubechies Wavelet Dönüşümü

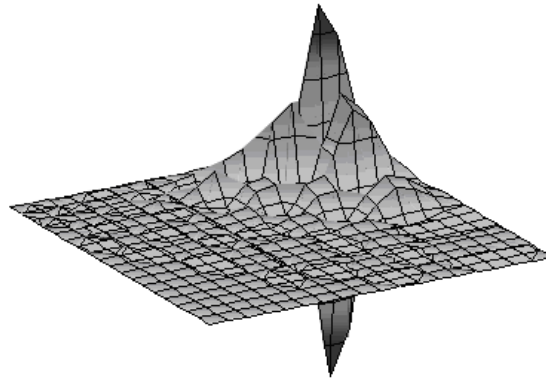
Genellikle Daubechies Waveletleri en yüksek sayıda sönümlene momenti içerecek şekilde tasarlanmıştır. Daubechies Wavelet dönüşümlerinin D-2 ile D-20 arasında sadece çift sayılarda varolmak üzere çeşitli türleri mevcuttur. 2 den 20' ye kadar olan çift sayılar o Wavelet türünde kaç tane katsayı olduğunu belirtmektedir. Örneğin Haar Waveletinde (Daubechies D-2), bir tane sönümlene momenti bulunmaktadır. D-4 Waveleti 2 tane momente sahiptir. Sönümlene momenti işaretin polinomsal olup olmadığı hakkında bilgi verir. Örneğin D-2 Waveleti, tek momente sahiptir ve sabit bir işaret gibi tek dereceden bir polinoma kolaylıkla uygulanabilir. D-4 Waveleti, ikinci dereceden bir polinoma uygulanabilir. Örneğin sabit veya doğrusal bir işarete uygulanabilir. D-6 Waveleti üçüncü dereceden bir polinoma, örneğin sabit, lineer veya ikinci dereceden bir işarete uygulanabilmektedir.



Şekil 1.19. a) Daubechies D-4 ana Wavelet görünümü, b) Daubechies D-6 ana Wavelet görünümü, c) Daubechies D-8 ana Wavelet görünümü, d) Daubechies D-10 ana Wavelet görünümü

Tablo 1.1. Daubechies Waveletlerinin katsayıları

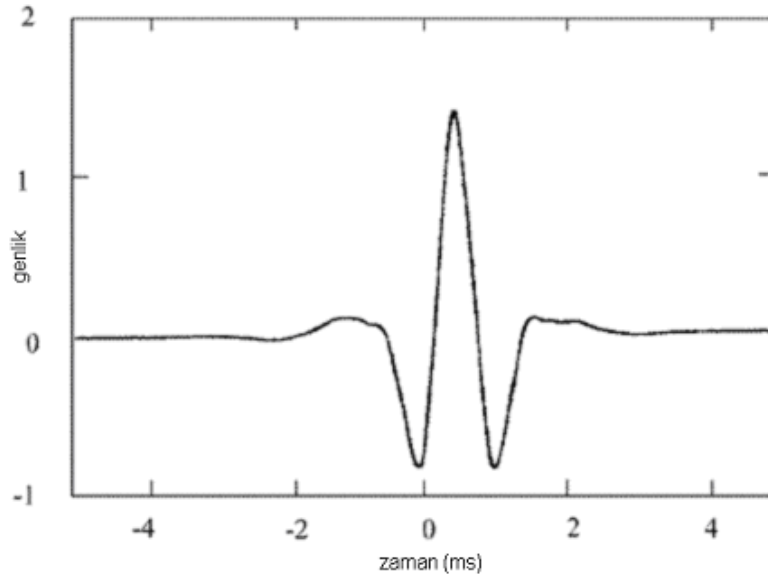
D2 (Haar)	D-4	D-6	D-8	D-10
1	0.6830127	0.47046721	0.32580343	0.22641898
1	1.1830127	1.14111692	1.01094572	0.85394354
	0.3169873	0.650365	0.8922014	1.02432694
	-0.1830127	-0.19093442	-0.03967503	0.19576696
		-0.12083221	-0.26450717	-0.34265671
		0.0498175	0.0436163	-0.04560113
			0.0465036	0.10970265
			-0.01498699	-0.00882680
				-0.01779187
				4.71742793e-3
D-12	D-14	D-16	D-18	D-20
0.15774243	0.11009943	0.07695562	0.05385035	0.03771716
0.69950381	0.56079128	0.44246725	0.34483430	0.26612218
1.06226376	1.03114849	0.95548615	0.8553430	0.74557507
0.44583132	0.66437248	0.82781653	0.92954571	0.97362811
-0.31998660	-0.20351382	-0.02238574	0.18836955	0.39763774
-0.18351806	-0.31683501	-0.40165863	-0.41475176	-0.35333620
0.13788809	0.1008467	6.68194092e-4	-0.13695355	-0.27710988
0.03892321	0.11400345	0.18207636	0.21006834	0.18012745
-0.04466375	-0.05378245	-0.02456390	0.04345268	0.13160299
7.83251152e-4	-0.02343994	-0.06235021	-0.09564726	-0.10096657
6.75606236e-3	0.01774979	0.01977216	3.54892813e-4	-0.04165925
-1.52353381e-3	6.07514995e-4	0.01236884	0.03162417	0.04696981
	-2.54790472e-3	-6.88771926e-3	-6.67962023e-4	5.10043697e-3
	5.00226853e-4	-5.54004549e-4	-6.05496058e-3	-0.01517900
		9.55229711e-4	2.61296728e-3	1.97332536e-3
		-1.66137261e-4	3.25814671e-4	2.81768659e-3
			-3.56329759e-4	-9.69947840e-4
			-5.5645514e-5	-1.64709006e-4
				1.32354367e-4
				-1.875841e-5



Şekil 1.20. Daubechies D-20 Wavelet'inin görünümü

1.5.2.1.3. Coiflet Wavelet Dönüşümü

Bu Wavelet dönüşümü de Ingrid Daubechies tarafından keşfedilmiştir. Coiflet Waveletlerinin Daubechies Waveletlerinden farkı daha simetrik yapıda olmalarıdır.



Şekil 1.21. Coiflet Waveletinin görünümü

Tablo 1.2. Coiflet Waveletlerinin katsayıları

k	C6	C12	C18	C24	C30
0	-0.102859457	0.023175193	-0.005364837	0.001261922	-0.000000135
1	0.477859457	-0.058640276	0.011006253	-0.002304450	-0.000000237
2	1.205718914	-0.095279181	0.033167121	-0.010389049	0.000002919
3	0.544281086	0.546042093	-0.093015529	0.022724918	0.000005282
4	-0.102859457	1.149364788	-0.086441527	0.037734471	-0.000030144
5	-0.022140543	0.589734387	0.573006671	-0.114928469	-0.000058464
6		-0.108171214	1.122570514	-0.079305297	0.000198755
7		-0.084052961	0.605967146	0.587334782	0.000427460
8		0.033488820	-0.101540282	1.106252905	-0.000902454
9		0.007935767	-0.116392506	0.614314652	-0.002351644
10		-0.002578407	0.048868187	-0.094225478	0.003441309
11		-0.001019011	0.022458482	-0.136076254	0.009566003
12			-0.012739202	0.055627280	-0.012960180
13			-0.003640919	0.035471675	-0.027947376
14			0.001580410	-0.021512637	0.046221554
15			0.000659330	-0.008002026	0.058391759
16			-0.000100386	0.005305332	-0.149304478
17			-0.000048931	0.001791189	-0.087732102

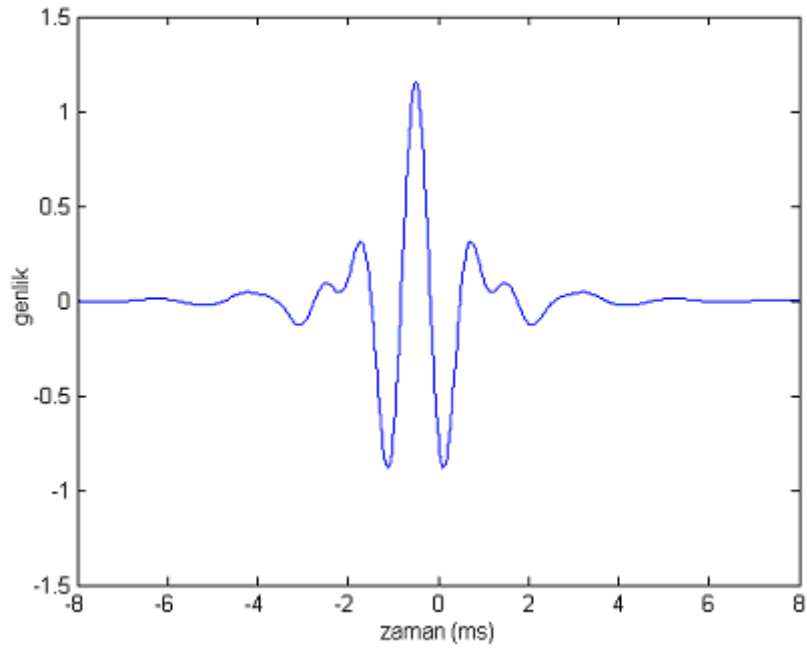
Tablo 1.2'nin devamı

18				-0.000833001	0.619413698
19				-0.000367660	1.095010859
20				0.000088161	0.596184647
21				0.000044166	-0.073600147
22				-0.000004610	-0.129994526
23				-0.000002524	0.039835609
24					0.033104133
25					-0.014327564
26					-0.005882222
27					0.003080491
28					0.000507122
29					-0.000299928

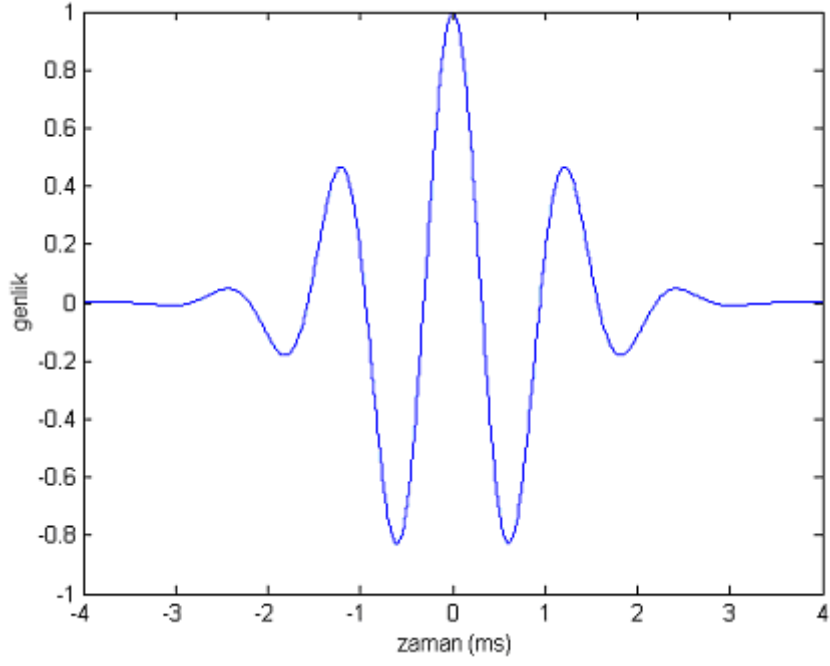
1.5.2.1.4. Diğer Bazı Wavelet Türleri

Matematikte ve sayısal analizde, Mexika şapkası Waveleti, Gauss fonksiyonunun ikinci türevinin normalize edilmiş biçimidir [12].

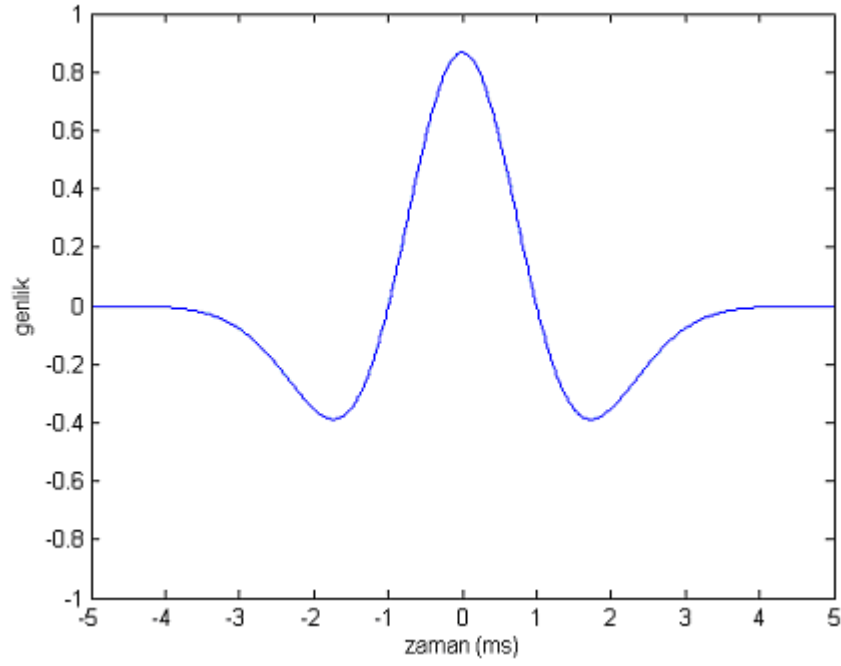
$$\psi(t) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-\frac{1}{4}} \right) (1-t^2) e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (1.6)$$



Şekil 1.22. Meyer Waveleti



Şekil 1.23. Morlet Waveleti



Şekil 1.24. Meksika şapkası Waveleti

1.5.3. Wavelet Dönüşümü ile Fourier Dönüşümü Arasındaki Farklar

Hem Wavelet dönüşümü ve hem de hızlı Fourier dönüşümü işareti alt parçalara ayırarak işlem yapar. Wavelet dönüşümünün Fourier'e karşı en önemli özelliği fonksiyonunun sınırlı olmasıdır [11,31]. Fourier dönüşümünde ise sınır kavramı yoktur.

Wavelet dönüşümünün diğer bir üstünlüğü ise Wavelet pencerelerinin büyüklüğünün değişken olabilmesidir [11,31]. İşaret süreksizliklerini ortadan kaldırabilmek için gerekli olan kısa yüksek frekanslı fonksiyon ve uzun alçak frekanslı fonksiyon sadece Wavelet dönüşümünde vardır.

Diğer bir önemli özellik ise, Fourier dönüşümünün bir işarete uygulandığında işareti frekans alanına dönüştürmesidir. Bu esnada zaman bilgisi kaybolmaktadır. Eğer işaret, sabit bir frekansa sahip ise bunun bir önemi yoktur, çünkü Fourier dönüşümü neticesinde elde edilen frekans bütün işaret boyunca sabittir. Dolayısıyla zaman bilgisine ihtiyaç yoktur. Görüntüde var olan farklı dokuların farklı işaretler olduğu düşünülecek olursa, zaman bilgisinin kaybolmadığı bir dönüşüm olan Wavelet dönüşümünü kullanmak çok daha uygun olacaktır. Fourier dönüşümünün değişken frekanslı işaretlere uygulanması iyi bir sonuç vermeyecektir.

1.6. Öznitelik Vektörü Çıkarma

Sınıflandırma işleminden önce gelen adımdır. Öznitelik vektörünün başarılı çıkarımı, tüm örüntü algılama sisteminin sonucuna doğrudan etki eder. Bu aşamada bölgelere ait özellikler belirlenir. Belirlenen farklı özellikler, öznitelik vektörünü oluşturur.

İyi bir öznitelik aşağıdaki dört özelliğe sahip olmalıdır [5].

- Ayırım (Discrimination): Öznitelikler farklı sınıflardaki nesnelere hakkında büyük ölçüde farklı değerler üretebilmelidir. Örneğin, yuvarlak meyvelerden oluşan bir görüntüde çap iyi bir ayırt edici özelliktir [5].

- Aitlik (Reliability): Öznitelikler, aynı sınıfa dahil olan tüm nesnelere için benzer değerler üretmelidir. Örneğin değişen renk değerlerine sahip elmalardan oluşan bir görüntü için renk özniteligi zayıf bir özniteliktir. Yeşil elma ile kırmızı elma, aynı sınıfa ait olmalarına rağmen, renk bakımından farklı olduklarından dolayı farklı öznitelik değerleri üretecektir [5].

- Bağımsızlık (Independence): Kullanılan farklı öznitelikler birbirleriyle ilişkisiz olmalıdır [5]. Örneğin bir görüntünün enerjisi ile ortalama değeri birbirleriyle ilişkili olabilmektedir. Dolayısıyla bu iki değeri farklı öznitelikler olarak almamak gerekmektedir. Bunun yerine bu iki özelliğin ortalaması alınarak tek bir öznitelik olarak kullanılması daha uygundur.

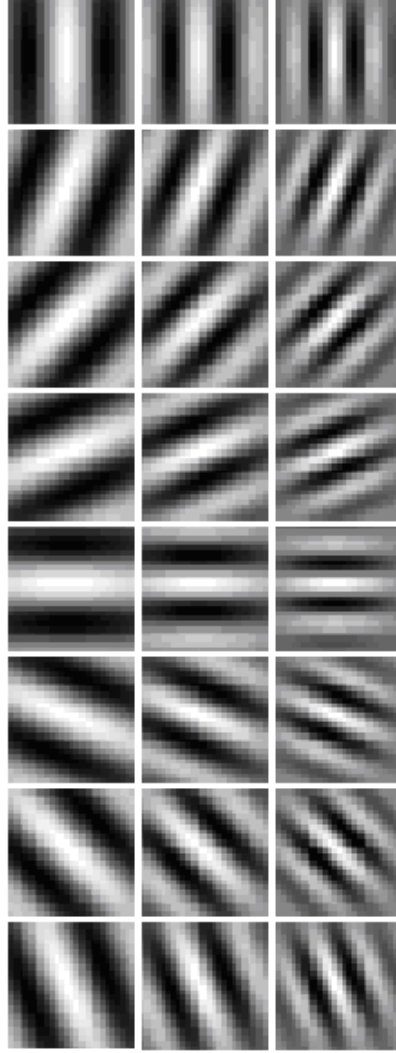
- Vektör büyüklüğü (Small numbers): Öznitelik vektörü gereğinden fazla öznitelik içermemelidir. Öznitelik vektörü veriyle kıyaslandığında çok fazla sayıda öznitelik içermesi işlem miktarını artıracığından, genel algılama sisteminin başarısını olumsuz yönde etkileyecektir. Benzer şekilde, gürültüden etkilenen veya birbirleriyle ilişkili öznitelikler genel sistemin başarısında olumsuz etkenlerdir.

İdeal olarak aynı dokuya sahip bir bölgeden çıkarılmış öznitelik vektörlerinin farkının az olması gerekir. Buna karşın, farklı dokudaki bölgeden çıkartılmış öznitelik vektörünün ise birbirinden çok daha farklı olması gerekir.

Algılama yönteminin farklı türleri olmasından dolayı, özelliği temsil edebilecek tek bir yol yoktur. Öznitelik vektörü n boyutlu olabilir. Ancak boyutun büyümesi işlem miktarının artması ve bunun sonucu olarak da hesaplamaların zorlaşması ve işlem miktarının artması anlamına gelmektedir.

Dokunun öznitelik bilgisini çıkarmak için başlıca iki yöntem vardır. Bunlardan birincisi doğrusal dönüşüm, filtre veya filtre bankasını genel olarak görüntüye uygulamaktır. Filtrenin yerel enerjisi, dokunun öznitelik değerini gösterir. Genellikle bu yöntem yüksek işlem karmaşıklığına sahiptir. İkinci yöntem olarak, görüntü üst üste binmeyecek şekilde piksel bloklarına bölünür [22]. Daha sonra bu bloklara Wavelet dönüşümü gibi dönüşümler uygulanır. Bu yöntemler bir blok pikselin doku özelliğini çıkarır [23].

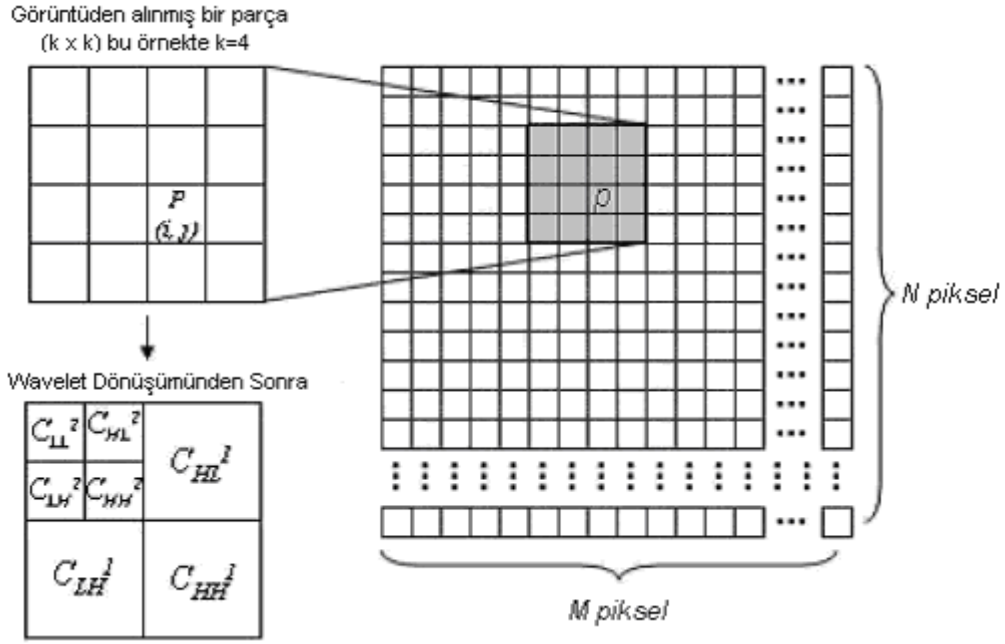
Birinci yöntem olarak yaygın olarak kullanılan Gabor filtreleri verilebilir. Gabor filtresi sinüs işaretinden modüle edilmiş bir Gauss filtresidir [24,25]. Gabor filtrelerin ölçekleri Gauss filtresinin standart sapmasıyla ve doğrultuları sinüs işaretinin frekansıyla belirlenir. Şekil 1.25'te görüldüğü gibi Gabor filtreleri üç farklı ölçekte ve sekiz farklı doğrultudadır. Ölçekler Gauss fonksiyonunun standart sapması ile değişir [24,25]. Doğrultu ise sinüs işaretinin açısı ile elde edilir. Gabor filtresi kullanarak oluşturulan filtrelemenin sonucunda sonucun genliği öznitelik vektörü olarak alınır ve bölütleme işlemi bu öznitelik vektörleri kullanarak gerçekleştirilir [24,25].



Şekil 1.25. Gabor filtreleri

Gabor filtresini görüntüye uyguladıktan sonra elde edilen öznitelik vektörleri ile bölütleme yapılırken piksel değişimlerine bakılarak bölgeler tayin edilebilir. Bu işlemde her piksel için sekiz komşuluğuna bakılır. Bu komşuluk farklarının büyük ölçüde aynı doğrultuda olan piksellerin aynı bölge içinde oldukları kabul edilir.

İkinci yöntem olarak örnek olarak Wavelet dönüşümü ile öznitelik vektörünün hesaplanmasını verebiliriz. Şekil 1.26'da da gösterildiği gibi görüntü, önceden belirlenmiş ve üst üste örtüşmeyen pencerelere bölünür. Daha sonra bu pencerelerin Wavelet dönüşümü alınır. Wavelet dönüşümü neticesinde öznitelik vektörü için kullanılacak bölge LL, yani alçak-alçak frekansların olduğu bölgedir. Çünkü önemli bilgi alçak frekanslı veride tutulmaktadır. Yüksek frekanslı bölgede görüntüdeki detaylar ve gürültüler bulunmaktadır.



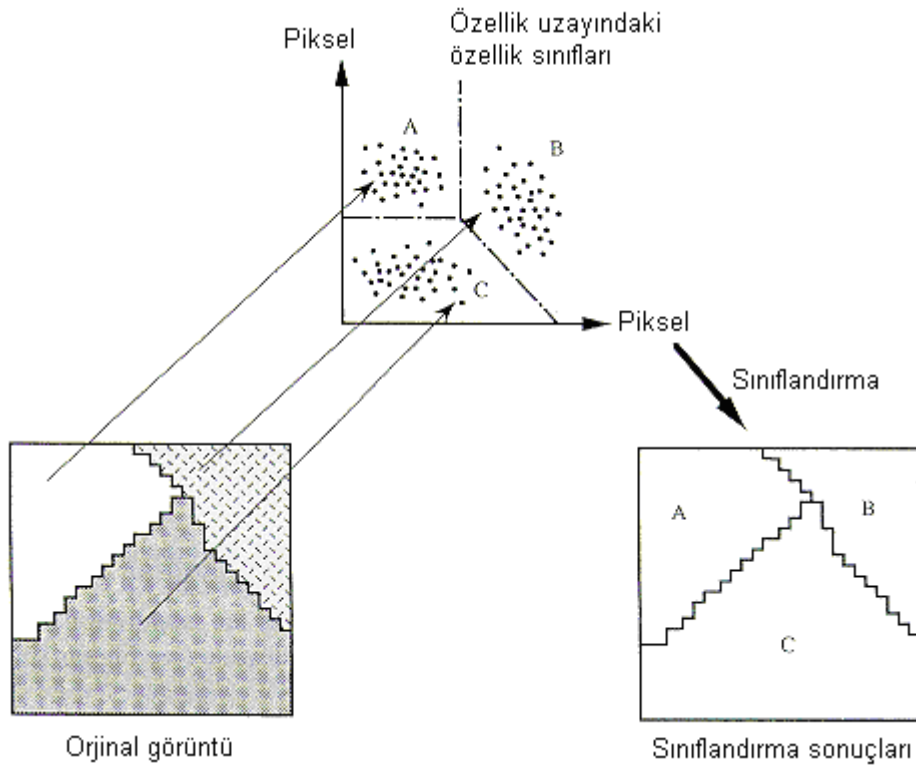
Şekil 1.26. Piksel bloğunun özneliğinin hesaplanması [6].

1.7. Sınıflandırma

Sınıflandırma, benzer karakteristiğe sahip verileri gruplandırma işlemidir [26]. Bir başka deyişle sınıflandırma karar verme işlemidir. Çoğu sınıflandırma yöntemi iki veri noktası arasındaki ya da bir veri noktası ile küme merkezi arasındaki farkı hesaplayarak işlem yapar [27].

Çoğu zaman görüntüdeki aşırı değişimler sınır olarak algılanmaktadır. Ancak dokunun yapısındaki ani değişikliklerin bir sınır oluşturacağı kanısı yanlıştır. Dolayısıyla iyi bir sınıflandırma işlemi sadece görüntüdeki piksellerin farklarını göz önünde alarak değil, öznelik vektörleri arasındaki farklara bakılarak yapılmalıdır. Özneliklerin iyi seçimi sınıflandırmanın sonucunu doğrudan etkileyecektir. Sınıflandırmada kullanılan pek çok farklı yöntem vardır [34].

Yapar sinir ağları kullanılarak gerçekleştirilen sınıflandırma yöntemlerinde, öznelik vektörlerinin katsayıları (ağırlıkları) sinir ağının eğitilmesiyle hesaplanır. Bu katsayılar, ait olduğu özneliğin o bölge için ayırt edici bir öznelik olup olmadığını belirtmektedir. Yüksek katsayı yüksek ayırt edici öznelik anlamı taşımaktadır.



Şekil 1.27. Sınıflandırma işlemi

Sınıflandırma yöntemleri ön bilgili ve ön bilgisiz olmak üzere iki kısımda toplanırlar.

1.7.1.Ön Bilgili Sınıflandırma

Ön bilgili sınıflandırma, sınıflandırma işlemi öncesinde veriler hakkında ön bilgi verilmesine dayanır. Bu ön bilgi görüntüde kaç farklı dokunun olduğu, ne tür dokuların mevcut olduğu ve bu dokuların konumlarının nereler olduğu gibi bilgilerdir. Ön bilgili sınıflandırmanın en büyük eksikliği insan müdahalesinin gerekmesidir.

Huang [36], görüntülerin hiyerarşik olarak ön bilgili sınıflandırılmasını amaçlayan bir teknik geliştirmiştir.

Sheikholeslami [37], görüntünün sınıflandırılmasını ve algılanmasını amaçlayan öznitelik tabanlı bir teknik geliştirmiştir. Bu teknikte veritabanındaki görüntüler benzerliklerine göre kategorilerine ayrılmışlardır. Bu kategorilerine ayırma işlemi uygulama sahibi tarafından yapılmaktadır. Dolayısıyla veritabanı hakkında ön bilgiyi ve insan müdahalesini gerektirdiğinden ön bilgisiz sınıflandırma tekniklerine girmektedir. Görüntüler sınıflandırılırken, Haar ve Daubechies Waveletleri kullanılarak alt bileşenlerine

ayrılır. Farklı seviyelerden farklı öznitelikler çıkarılır. Bir görüntü birden fazla sınıfa ait olabilmektedir. Algılama sürecinde ise, aranacak görüntü ile kümelerin öznitelik vektörlerinin farkına bakılır. Bu fark, belirlenmiş bir eşik değerinin altında ise aranan görüntü o kümenin içindedir denir.

1.7.2. Ön Bilgisiz Sınıflandırma

Ön bilgisiz sınıflandırmada, işlem için herhangi bir ön bilgi kullanılmaz. Bu tür sınıflandırmalarda sistem otomatik olarak doku bölgesini çıkartır. Herhangi bir bilgi olmadan sınıflandırma yapıldığı için ön bilgisiz sınıflandırma yöntemleri zor yöntemler olarak bilinir.

Chen [38] tarafından genel renk, doku, kenar histogramları gibi görüntünün genel temsilini konu alan bir çalışma yapılmıştır. Bu çalışmada K en yakın mesafe algoritması kullanılmıştır. Algoritmanın sonucuna göre benzerlik piramiti diye adlandırılan bir yapı oluşturulmuştur. Bu yöntemin en büyük eksikliği, görüntüye genel olarak bakmanın sonucu olarak sadece genel özellik dağılımlarını vermesi ve dolayısıyla yüzeysel ilişkiler hakkında bilgi verememesidir.

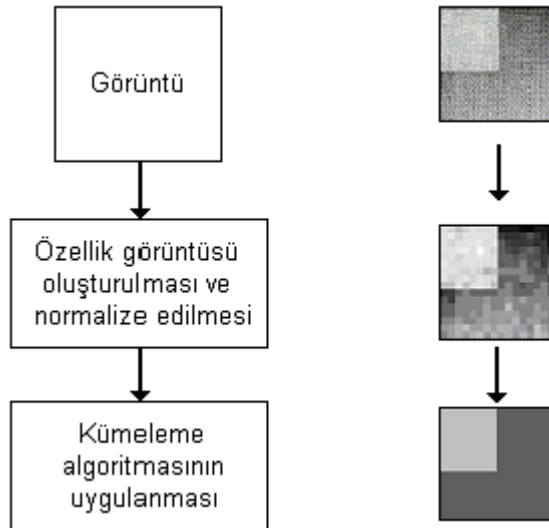
Çalışmada, ön bilgisiz sınıflandırma yöntemlerinden olan rezonans algoritması kullanılmıştır.

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

2.1. Giriş

Wavelet dönüşümü ile doku öznitelikleri çıkarılan görüntülerin rezonans algoritması kullanılarak bölütlenmesini hedef alan çalışmada kullanılan görüntüler Brodatz ve Mayang doku kümelerinden seçilmiştir. Literatürde çalışmalara bakıldığında Şekil 2.1’de gösterilen görüntü algılama işleminin her adımında farklı yöntemlerin geliştirilmiş olduğu görülmüştür.

Çalışmalarda, öznitelik vektörlerinin oluşturulması için görüntü, alt karelere bölme yöntemi ile bölgelere ayrılmıştır. Daha sonra bu bölgelerin Wavelet dönüşümü alınarak herbir bölgede bulunan dokunun frekansı hesaplanmıştır. Bulunan frekans değeri, diğer öznitelik çıkarma yöntemlerinin sonucunda hesaplanan özniteliklerle birlikte öznitelik vektörünü oluşturmuştur. Son adım olan sınıflandırma aşamasında, öznitelik vektörlerinin aynı dokuya ait olup olmadıklarını saptayabilmek için, rezonans algoritması kullanılmıştır. Rezonans algoritması öznitelik vektörleri vasıtasıyla doku sınırlarının çıkarılmasında başarıyla uygulanmıştır.



Şekil 2.1. Bölütleme işleminin adımları

2.2. Wavelet Dönüşümü

Wavelet dönüşümü, bir işarete alçak geçiren (ölçekleme fonksiyonu) ve yüksek geçiren (Wavelet fonksiyonu) olmak üzere iki fonksiyonun uygulanmasıyla gerçekleştirilir. Alçak geçirgenlikli filtre işareti yumuşatır. Zaten en basit Wavelet dönüşümü olan Haar Waveleti, işaretteki değerlerin ikişer ikişer ortalamasını almaktadır. Birinci aşamadan oluşan alçak ve yüksek frekansa sahip işaret ikinci aşamanın girdi işareti olmaktadır. Bu işlem belirli bir aşamaya gelinceye kadar özyinelemeli olarak devam etmektedir.

Şekil 2.2., Wavelet dönüşümünün mantığını göstermek üzere verilebilir. Bu örnekte en basit Wavelet dönüşümü türü olan Haar Waveleti kullanılmıştır. Girdi dizisi olarak:

$$T = \{32, 10, 20, 38, 37, 28, 38, 34, 18, 24, 18, 9, 23, 24, 28, 34\}$$

verilmektedir. İlk olarak veri, alçak ve yüksek geçiren filtrelerden geçirilmiştir. Birinci aşamayı oluşturan iki filtreleme işleminden alçak filtreleme sonucu:

$$T_l = \{21, 29, 32.5, 36, 21, 13.5, 23.5, 31\}$$

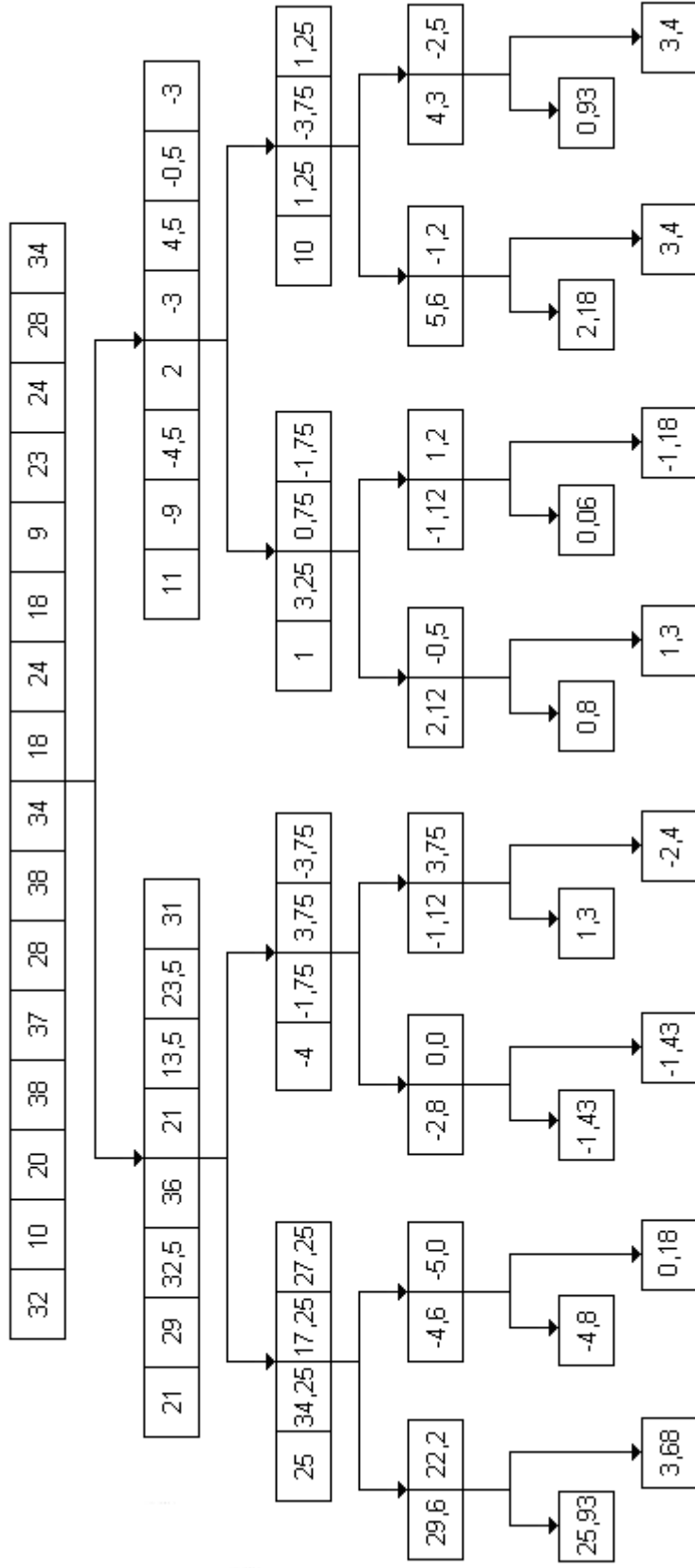
ve düşük filtreleme sonucunda :

$$T_h = \{11, -9, 4.5, 2, -3, 4.5, -0.5, -3\}$$

elde edilmiştir. Alçak ve yüksek bileşenler içeren her iki filtrelenmiş bilgiye, tek bir bilgi kalıncaya kadar özyinelemeli olarak Haar Wavelet dönüşümü uygulandığında sonuç:

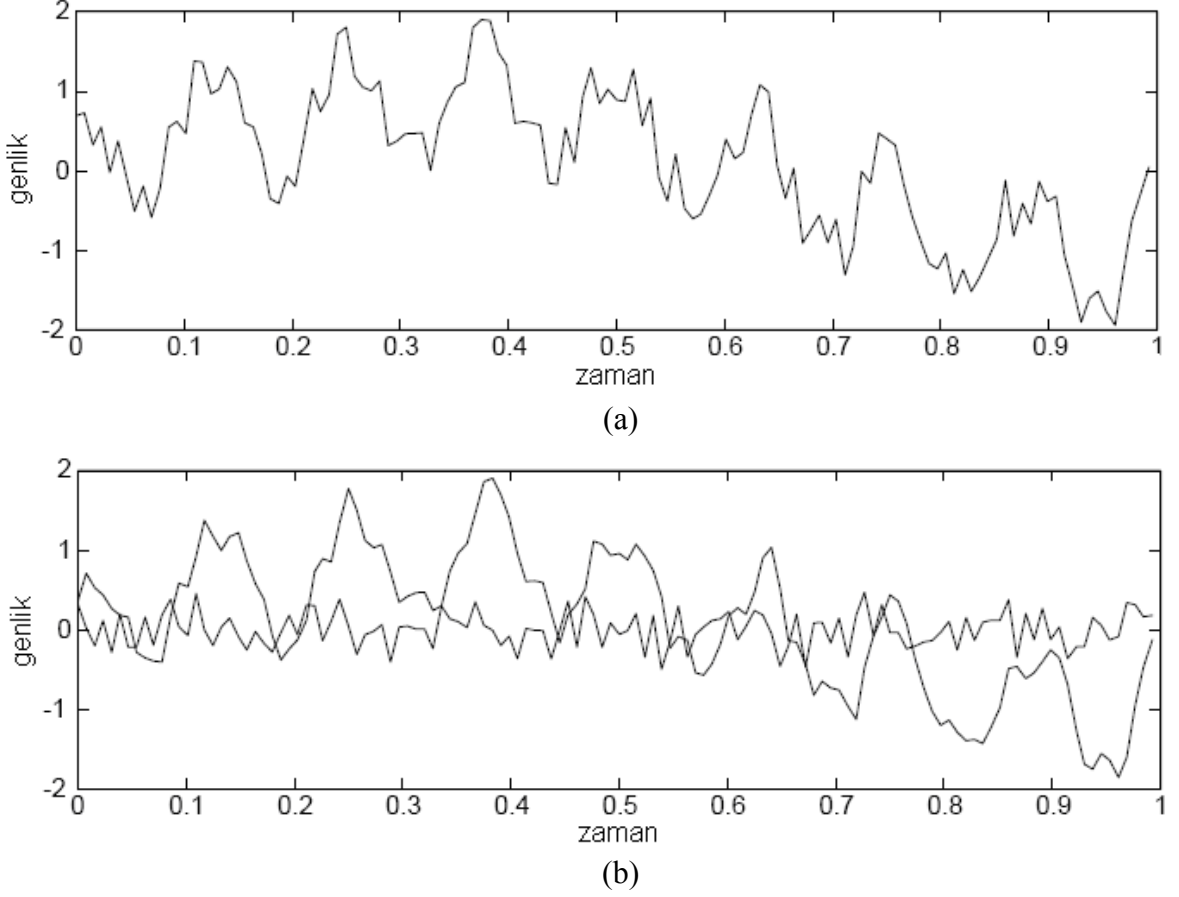
$$T_w = \{25.93, 3.68, -4.8, 0.18, -1.43, -1.43, 1.3, -2.4, 0.8, 1.3, 0.06, -1.18, 2.18, 3.4, 0.93, 3.4\}$$

olarak elde edilir. T_w dizisinin ilk elemanı olan 25.93'ün, T dizisindeki değerlerin aritmetik ortalaması olduğu görülmektedir.



Şekil 2.2. Bir veri dizisine Haar Waveletinin uygulanması

Wavelet dönüşümünün diğer dönüşümlerden üstün olan diğer bir özelliği de geri dönüşümlü olmasıdır. T_w veri dizisindeki değerlerden yola çıkılarak T dizisini kayıpsız olarak geri kazanmak mümkündür. Bu özelliği ile Wavelet'in, görüntü sıkıştırmada yaygın olarak kullanılabileceği anlaşılmaktadır. Günümüzde pek çok yerde kullanılan JPEG2000 sıkıştırma algoritması Wavelet üzerine geliştirilmiştir.



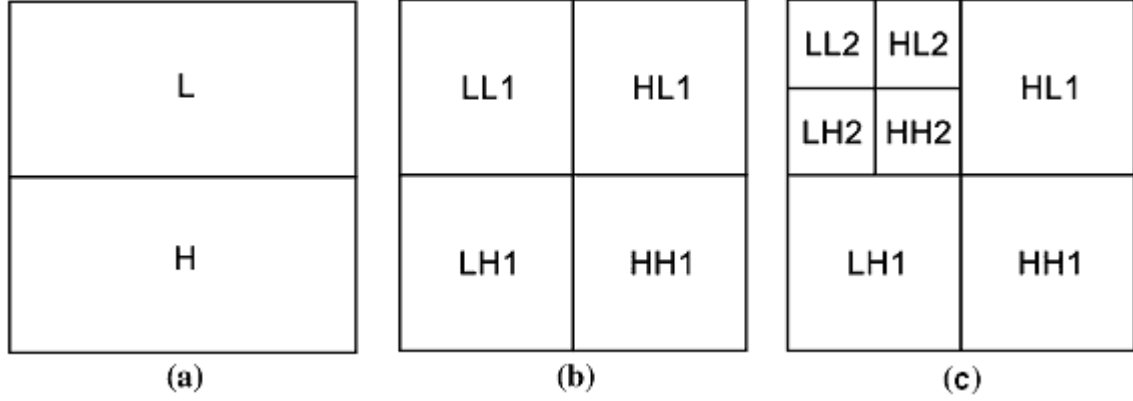
Şekil 2.3. a) Herhangi bir veri dizisinin zaman domeninde gösterimi [31].
b) a'daki işaretin yüksek ve alçak frekanslı bileşenleri [31].

Görüntü işlemede Wavelet dönüşümü kullanıldığında genel bilginin düşük frekanslı verilerle aktarıldığı görülmektedir. Yüksek frekanslı kısımda ise genellikle ayrıntılı bilgiler ve gürültüler mevcuttur.

Şekil 2.3.a'daki örnekte farklı frekanslara sahip bir işaret ele alınmıştır. Wavelet dönüşümü neticesinde işaret, alçak ve yüksek frekanslı bileşenlerine ayrılarak Şekil 2.3.b'deki işaretler elde edilmiştir. Elde edilen işaretlerden de görüldüğü gibi Şekil 2.3.a'daki işarettaki gürültülerin çoğu yüksek frekans bileşeninde taşınmaktadır.

2.2.1 Wavelet Dönüşümünün Görüntüye Uygulanması

Wavelet dönüşümü görüntüye uygulanırken, görüntü iki boyutlu bir diziymiş gibi düşünülür. Yatay olarak tüm satırlara alçak geçirgenlikli filtre ve yüksek geçirgenlikli filtre sırayla uygulanır. Daha sonra aynı işlem düşey olarak tekrarlanır.



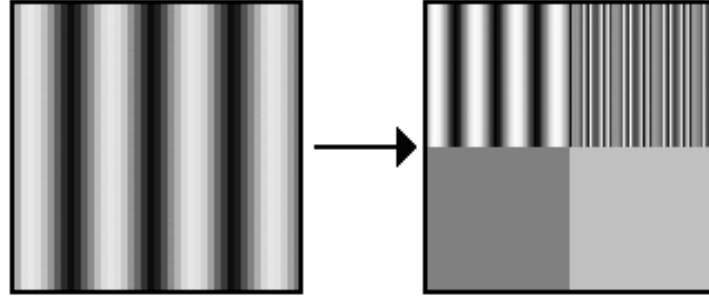
Şekil 2.4.a-c) Görüntüye Wavelet dönüşümünün uygulanması

Wavelet dönüşümünün işlem adımları Şekil 2.4.'te gösterilmiştir. Wavelet dönüşümü sonucunda toplam görüntünün boyutlarında herhangi bir değişim söz konusu olmaz. Görüntüdeki her satır bir işaret gibi düşünülürse, bu işareti oluşturan düşük frekanslı bileşenlerin bir tarafa, yüksek frekanslı bileşenlerin diğer tarafa toplandığı görülmektedir. Görüntü bu iki bileşene ayrılırken, iki pikselde bir alçak ve yüksek geçirgenli filtreye tabi tutulduğu için, sonuç veri dizisi düşük frekanslı veri bileşenleri için dizinin ilk yarısını, yüksek frekanslı veri bileşenleri için ise dizinin diğer yarısını oluşturmaktadır.

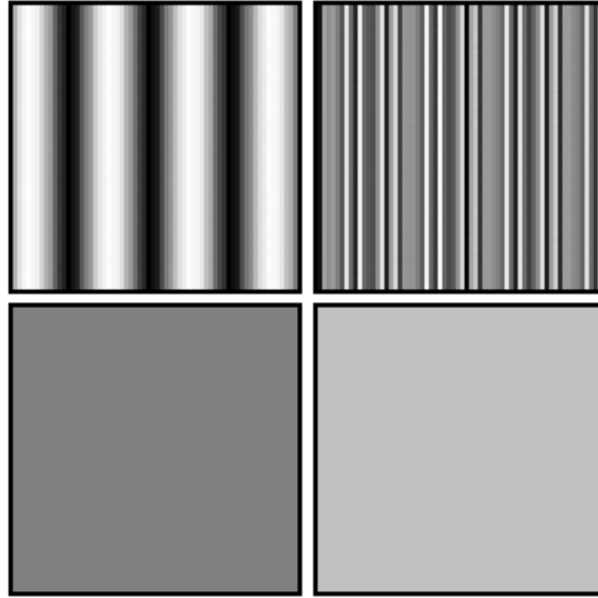
Şekil 2.4.a.'daki görüntüye düşey olarak Wavelet dönüşümü uygulanmıştır. Şekil 2.4.b.'de ise Şekil 2.4.a.'da elde edilen görüntüye yatay olarak Wavelet dönüşümü uygulanmıştır. Bu iki adımdan oluşan görüntüye birinci seviye Wavelet dönüşümü denir. Şekil 2.4.c.'de ise ikinci seviye Wavelet dönüşümünün sonucu gösterilmiştir. $N \times N$ boyutlu bir görüntüye en fazla $\log_2 N$ kadar Wavelet dönüşümü uygulanabilir. Örnek olarak boyutu 128x128 piksel olan bir görüntüye en fazla yedi adet Wavelet dönüşümü uygulanabilir.

Şekil 2.5.'teki uygulamada sinüs işareti ele alınmıştır. Bir seviye dönüşüm neticesinde yüksek ve alçak frekansların başarılı bir şekilde ayrılabilirdiği gözlemlenmektedir. Şekil 2.4.b.'deki etiketlendirmeye göre, LL1 kısmında yatay olarak

sadece alçak frekansların olduğu, HL1 kısmında ise yatay olarak sadece yüksek frekansların olduğu görülmektedir.



(a)



(b)

Şekil 2.5. a) Sinüs işaretine Wavelet dönüşümünün uygulanması
b) a'daki görüntülerin büyütülmüş uyarlamaları

LH1 ve HH1'de görülen yeknesak rengin sebebi ise, düşey olarak bakıldığında herhangi bir frekans değişiminin olmamasıdır.

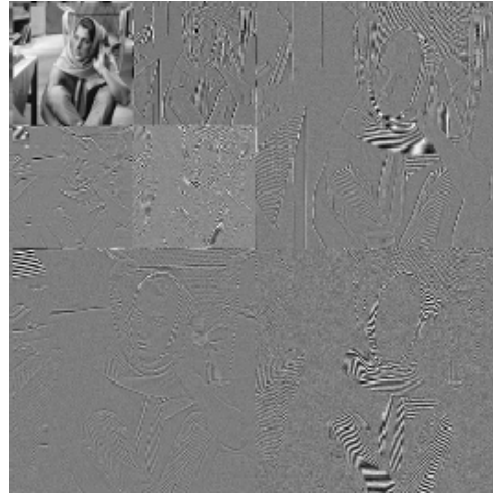
Şekil 2.5.b.'de ise Şekil 2.5.a.'te elde edilen Wavelet dönüşümü sonucunun büyütülmüş hali görülmektedir.



(a)



(b)



(c)

Şekil 2.6. a) Barbara resmi b) Bir seviyeli Wavelet dönüşümü sonucu
c) İki seviyeli Wavelet dönüşümü sonucu

İşaretleri analiz etmekte kullanılan Wavelet dönüşümü, zaman çözünürlüğü problemini ortadan kaldırmak üzere kısa zamanlı Fourier dönüşümüne alternatif olarak geliştirilmiştir. Her seviye sonrasında işaret, yarısı kadar örnekleme ile ifade edildiğinden zaman çözünürlüğü yarıya inmektedir. Diğer taraftan işaret yüksek ve alçak frekans çözünürlüklerinde ayrı ayrı ifade edildiğinden dolayı frekans çözünürlüğü artmaktadır. Bunun sonucu olarak Wavelet dönüşümü yüksek frekanslarda iyi zaman çözünürlüğü, alçak frekanslarda ise iyi frekans çözünürlüğü verebilmektedir [16]. Görüntülerden de anlaşılacağı gibi özet görüntü düşük frekanslı bölgede taşınmaktadır. Yüksek frekanslı bölgelerde ise daha ziyade gürültüler ve ani değişimler taşınmaktadır.

2.2.1.1. Dönüşümü Alınmış Görüntünün Normalizasyonu

Bir görüntünün Wavelet dönüşümü alındığında sonuçlar renk aralığının dışarısında çıkabilmektedir. Bundan dolayı sonucun normalize edilmesi gerekmektedir. Normalize işlemi Formül 2.1'deki gibi yapılmaktadır.

$$X_p = \frac{x - \min}{\max - \min} \quad (2.1)$$

Formülde;

x : Wavelet dönüşümüyle bulunan ve normalize edilmesi gereken pikselin değeri,

\min : Wavelet dönüşümüyle bulunan değerlerden en düşüğü,

\max : Wavelet dönüşümüyle bulunan değerlerden en yükseği,

X_p : pikselin normalize edilmiş değeri.

2.2.2. Wavelet Dönüşümünün Matris Biçiminde Uygulanması

Çalışmada Daubechies D-4 Wavelet dönüşümü kullanılmıştır. Kullanımın matris biçiminde ifade edilmesi daha kolay anlaşılabilirlik açısından faydalı olmaktadır. Daubechies D-4 Wavelet dönüşümü dört adet ölçekleme ve dört adet Wavelet katsayısına sahiptir. Ölçekleme fonksiyonu katsayılarının, h_0, h_1, h_2, h_3 ve Wavelet fonksiyonu katsayılarının ise, g_0, g_1, g_2, g_3 olduğu düşünülürse, Daubechies D-4 ölçekleme fonksiyonu,

$$a_i = h_0 s_{2i} + h_1 s_{2i+1} + h_2 s_{2i+2} + h_3 s_{2i+3} \quad (2.2)$$

$$a[i] = h_0 s[2i] + h_1 s[2i + 1] + h_2 s[2i + 2] + h_3 s[2i + 3] \quad (2.3)$$

Daubechies D-4 Wavelet fonksiyonu,

$$c_i = g_0 s_{2i} + g_1 s_{2i+1} + g_2 s_{2i+2} + g_3 s_{2i+3} \quad (2.4)$$

$$c[i] = g_0 s[2i] + g_1 s[2i+1] + g_2 s[2i+2] + g_3 s[2i+3] \quad (2.5)$$

ile ifade edilebilir. Matrisel gösterim kullanılırsa, Daubechies D-4 Wavelet dönüşümünün 8 elemanlı s_0 - s_7 işaretine uygulanışı aşağıdaki biçimde olur.

$$\begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 & h_3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ g_0 & g_1 & g_2 & g_3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & h_0 & h_1 & h_2 & h_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & g_0 & g_1 & g_2 & g_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & h_0 & h_1 & h_2 & h_3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & g_0 & g_1 & g_2 & g_3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & h_0 & h_1 & h_2 & h_3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & g_0 & g_1 & g_2 & g_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_0 \\ s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \\ s_7 \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

2.2.3 Daubechies D-4 Wavelet Dönüşümü

Daubechies Wavelet dönüşümü, ismini kaşifi olan matematikçi Ingrid Daubechies'ten almıştır. Dört adet Wavelet ve dört adet ölçekleme fonksiyonu katsayısına sahip [17] olan D-4 Waveletinin ölçekleme fonksiyonu katsayıları,

$$h_0 = \frac{1 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$$

$$h_1 = \frac{3 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$$

$$h_2 = \frac{3 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$$

$$h_3 = \frac{1 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$$

Wavelet fonksiyonu katsayıları,

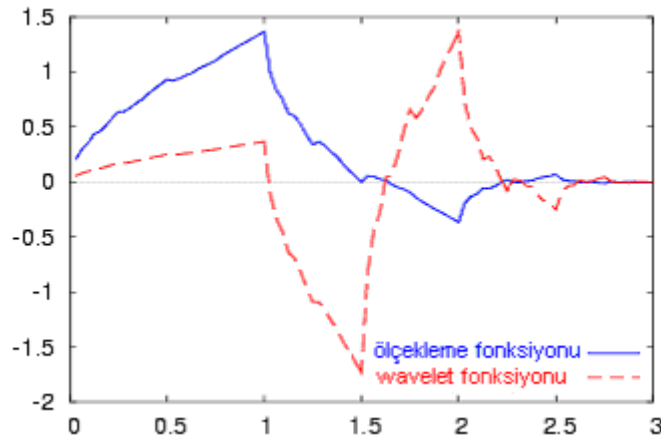
$$g_0 = h_3 = \frac{1 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$$

$$g_1 = -h_2 = -\frac{3 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$$

$$g_2 = h_1 = \frac{1 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$$

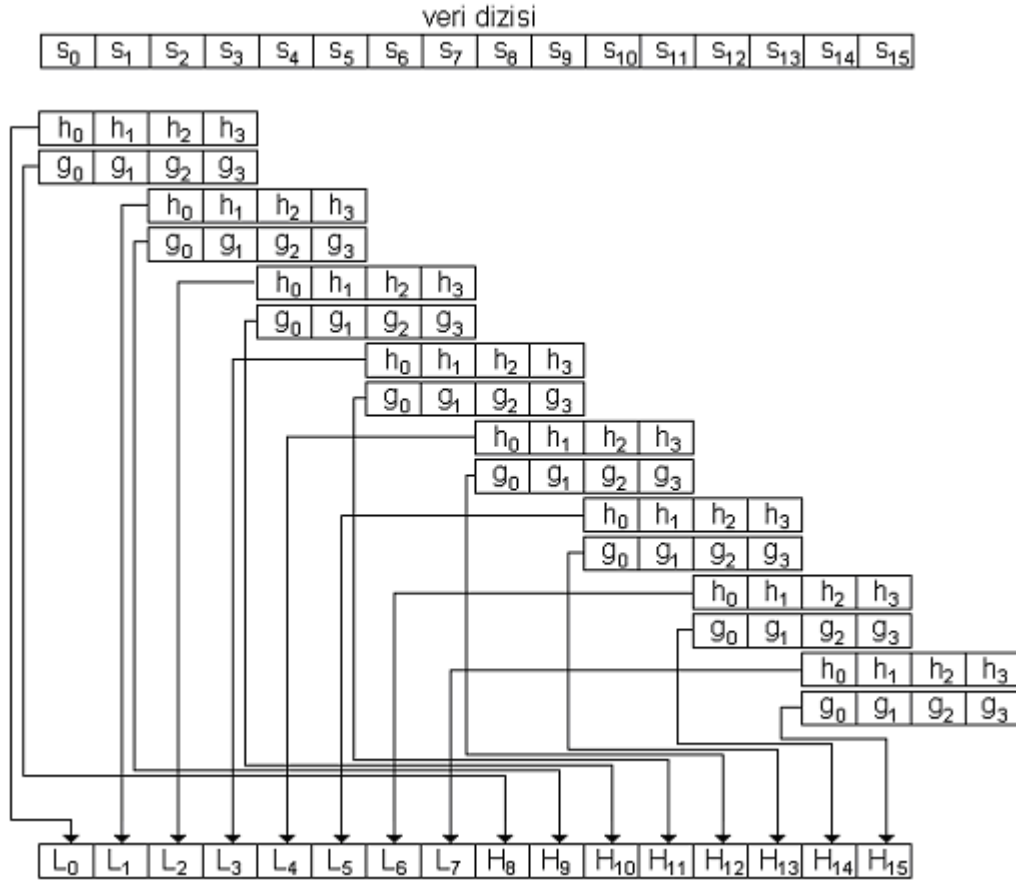
$$g_3 = -h_0 = -\frac{1 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$$

Daubechies D-4 Wavelet dönüşümüne ait ölçekleme ve Wavelet fonksiyonlarının görüntüsü Şekil 2.7.'te gösterilmiştir.



Şekil 2.7. D-4 Waveletinin Wavelet ve ölçekleme fonksiyonları

Wavelet dönüşümünün her adımında giriş verisine ölçekleme fonksiyonu ve Wavelet fonksiyonu uygulanır. Giriş bilgisi N adet veriden oluşuyorsa her iki fonksiyon sonucunda bu N veri, $N/2$ veriyle temsil edilecektir. Ölçekleme işlemi sonucunda oluşan $N/2$ veri, dönüşüm sonucunun ilk yarısını, Wavelet fonksiyonu neticesinde oluşan ve verideki değişimleri gösteren $N/2$ veri ise dönüşüm sonucunun ikinci yarısını oluşturacaktır. Bir veri dizisine Daubechies D-4 Wavelet dönüşümünün uygulanması ve dönüşümün sonucu Şekil 2.8.'de gösterilmiştir.



Şekil 2.8. Bir veri dizisine Daubechies D-4 Wavelet dönüşümünün uygulanması

Şekil 2.8.'deki veri dizisi, görüntüde bir satırdaki piksel dizisi olarak düşünülebilir. $N \times N$ boyutlu bir görüntüde N adet yatay ve N adet düşey veri dizisi bulunmaktadır. Bu dizilere Wavelet dönüşümü Formül 2.10 bağıntısındaki gibi uygulanır. Bu formülde i değeri her seferinde iki artmaktadır ve fonksiyonlar yeni girdilere tekrar uygulanmaktadır. Dönüşüm uygulanırken i değişkeni $N-2$ oluncaya kadar devam ettirilir. En son iterasyonda, formüle göre $s[N-2]$, $s[N-1]$, $s[N]$, $s[N+1]$ değerleri için hesaplama yapılması gerekirken, $s[N]$ ve $s[N+1]$ değerlerinin sınırın ötesinde olmalarından dolayı bir problem ortaya çıkmaktadır [30]. Bu problem, Haar Wavelet'inde sadece iki pikseli ele alıp hesapladığından dolayı görülmemektedir. Aynı durum ters Wavelet dönüşümünde de mevcuttur. İlk ters değerler hesaplanırken $s[-2]$, $s[-1]$, $s[0]$, $s[1]$ bilinmelidir [30]. Bu problemi ortadan kaldırmada şu yaklaşımlar mevcuttur:

1. İlk yöntemde, veri dizisi periyodik olduğu varsayılır. Veri dizisinin sonu bir alt satırdaki veri dizisinin başıymış gibi davranılır. Böylelikle bütün satırlar tek bir satırıymış gibi olur.

2. İkinci yöntem, veri dizisinin bittiği yerde aynalanmasına(tekrarlanmasına) dayanır. Bu yöntemde, veri dizisinin sonuna aynı satırın verileri eklenerek devam ettirilir.

3. Gram-Schmidt yönteminde, veri dizisinin başına ve sonuna özel ölçekleme ve Wavelet fonksiyonları oluşturulur ve bunlar veri dizisine uygulanır.

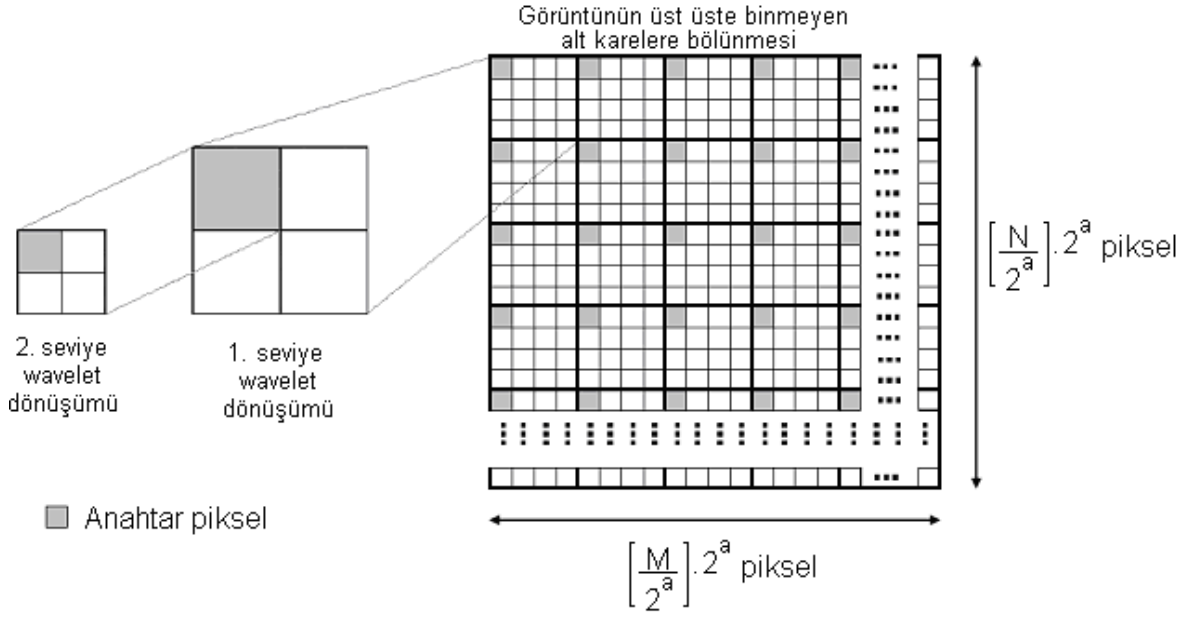
Uygulamada birinci yöntem kullanılarak sonuca gidilmiştir.

Sınırı aşan noktalar için sıfır değeri almak bir çözüm olabilir, ancak bu durum önemli hatalara yol açabilmektedir.

2.3. Özeniteliklerin Belirlenmesi

Dokunun özeniteliklerinin belirlenmesi, doku bölgelerinin saptanmasındaki en önemli adımdır. Özeniteliklerin iyi belirlenmesi ve başarılı biçimde hesaplanması, uygulamanın başarısını artıracaktır. Doku, yapısı gereği tekrarlı olmasından dolayı belirli bir frekans sahiptir. Uygulamada, Wavelet dönüşümü sonucunda elde edilen değerlerin, özenitelik vektörünün en büyük ağırlığa sahip elemanını oluşturacak biçimde tasarlanmıştır. Görüntünün Wavelet dönüşümü, görüntüyü üst üste binmeyen alt karelere [23,35] ayrıştırarak alınmıştır. Örnek olarak, eğer alt kare boyutu 8 olarak belirlenmiş ise, bu kareye üç seviye Wavelet dönüşümü uygulanacak ve dönüşüm sonucu sol üst köşedeki alçak-alçak frekanslı pikselde saklanacak demektir. Bir başka deyişle, 8 piksellik bir görüntüye üç seviye Wavelet dönüşümü uygulandığında sol üst köşede alçak-alçak frekanslı bir piksel geriye kalacaktır. Bu piksel o alt-karede bulunan doku bilgisinin genel frekansını vermektedir.

Şekil 2.9.'da alt karelere bölme işlemi ve Wavelet dönüşümü alınma süreci anlatılmıştır. Şekilde dört piksellik bir alt kare belirlendiği için iki seviye Wavelet dönüşümü alınacak demektir.



Şekil 2.9. Görüntünün alt karelere bölünmesi ve Wavelet dönüşümünün uygulanması

2.3.1. Diğer Özniteliklerin Hesaplanması

Özniteliklerin belirlenmesinde üç farklı yaklaşım vardır. Bu çalışmada öznitelik belirleme yöntemi olarak bu üç farklı yaklaşım yolundan biri olan istatistiksel yaklaşımdan yararlanılmıştır. İstatistiksel yaklaşımdan gelen öznitelikler şu şekilde hesaplanmaktadır.

2.3.1. Ortalama

Bir alt karedeki bilgilerin ortalaması, o karenin genel parlaklık değerini verir ve aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$\bar{g} = \sum_{g=0}^{L-1} gP(g) = \sum_r \sum_c \frac{I(r,c)}{M} \quad (2.7)$$

g : pikselin parlaklık değeri,

$P(g)$: g parlaklıklı pikselin tekrarlanma olasılığı,

$I(r,c)$: r,c koordinatlarındaki parlaklık değeri,

M : görüntüdeki piksel sayısı,

L : en büyük parlaklık değeridir.

(2.6) bağıntısının ilk kısmındaki $P(g)$, histogram olasılığı olup aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$P(g) = \frac{N(g)}{M} \quad (2.8)$$

$N(g)$: g pikselinin tekrarlanma sayısı

(2.6) bağıntısının ikinci biçimi $l(r,c)$ parlaklıklarının toplamının piksel sayısına bölünmesini ifade etmektedir.

2.3.2. Standart Sapma

Standart sapma aşağıdaki formülle hesaplanır:

$$\sigma_g = \sqrt{\sum_{g=0}^{L-1} (g - \bar{g})^2 P(g)} \quad (2.9)$$

Bu formülde,

g : piksel değeri,

\bar{g} : piksellerdeki bilgilerin ortalama değeri,

$P(g)$: g pikselinin tekrarlanma olasılığıdır.

2.3.3. Eğrilik

Gri seviye dağılımındaki asimetrikliği ölçmektedir.

$$E = \frac{1}{\sigma_g^3} \sum_{g=0}^{L-1} (g - \bar{g})^3 P(g) \quad (2.10)$$

Eğer görüntünün histogram grafiği sağa doğru yayılıyor ise eğrilik hesabı pozitif, eğer grafik sola doğru yayılıyorsa negatif sonuç verecektir.

Eğrilik hesabının ortalama, standart sapma, ve maximum değere göre hesaplanabilen bir diğer formülü ise şöyledir;

$$E = \frac{\bar{x} - \max}{\sigma_g} \quad (2.11)$$

Burada *max* değeri, görüntüdeki piksellerin sahip olduğu en büyük parlaklık değeridir.

2.3.4. Enerji

Görüntüdeki gri seviye bilgisini gösterir.

$$Enerji = \sum_{g=0}^{L-1} [P(g)]^2 \quad (2.12)$$

Eğer görüntü sabit bir değere sahip ise, bu enerji hesabı 1 değerini verecektir. Enerji değeri gri seviyenin dağılımına bağlı olarak gittikçe küçülmektedir.

Bir başka deyişle, enerji değerinin yüksek olması (1'e yakın olması), görüntüdeki gri seviye aralığının küçük olduğunu, yani farklı gri seviyelerdeki piksellerin sayısının az olduğunu ifade etmektedir.

2.3.5. Entropi

Görüntünün gri seviyelerini kodlamak için kaç bite ihtiyaç duyulduğunu bulmaya yaramaktadır. Piksel değerleri daha çok gri seviyeye yayıldıkça, entropinin değeri de artmaktadır.

$$Entropi = - \sum_{g=0}^{L-1} P(g) \log_2 [P(g)] \quad (2.13)$$

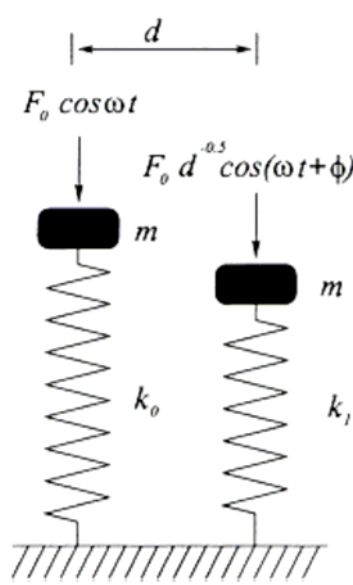
2.4. Bölütleme (Segmentation)

Bu çalışmada bölütleme işlemi için rezonans algoritması kullanılmıştır. Doğal görüntüler üzerindeki çevresel ışık etkilerini azaltması, temelinde fiziki ilkelerin olması, ve danışmansız bir bölütleme tekniği olması gibi özelliklerinden dolayı rezonans algoritması etkin bir doku bölütleme yöntemi olarak seçilmiştir.

2.4.1 Rezonans Algoritması

Son yirmi senedir önemli gelişmeler olmasına rağmen, ortam etkilerinden dolayı dokudaki bozulmaların doku algılama sonucunu doğrudan etkilemesi hala bir problemdir. Literatürdeki pek çok yöntem, parlaklıktaki değişimlerin dokunun kendisini oluşturduğunu varsayar ve buna göre bölütleme işlemini gerçekleştirir. Fakat gerçekte, görüntülerde ortam aydınlatmalarından kaynaklanan büyük parlaklık değişimleri olabilir. Özenle seçilmiş ışıklarla görüntü aydınlatmasının yeknesak olması sağlanabilirken, kameraların ve merceklerin fiziksel özelliklerinin bir sonucu olarak görüntüde hala dalgalanmalar bulunabilmektedir [4]. Yani görüntünün köşeleri merkezinden daha koyu olabilmektedir. Görüntü üzerinde aydınlatmanın gittikçe değiştiği ve bozulmaların önemsiz olduğu göz önünde bulundurularak tüm bu problemleri ortadan kaldıran ön bilgisiz doku bölütleme yöntemi geliştirilmiştir [4].

Rezonans algoritmasının mantığı bir fiziksel sisteme dayanmaktadır. Görüntüdeki her pikselin bir kütesinin olduğu ve bu kütlelerin de bir yay ile zemine bağlandığı düşünülmektedir. Yani her piksel bir kütle-yay çiftine karşı düşürülmektedir. Çiftler arasında etkileşimin sağlanması için tüm sistemin su içerisine daldırıldığı varsayılmaktadır. Bu sayede belirli bir anda herhangi bir kütle-yay çiftine dışarıdan kuvvet uygulandığında, sudan dolayı bu kuvvet yayılarak diğer çiftlere etkiyecektir. Görüntüdeki bir piksele dışarıdan bir kuvvet uygulandığında oluşacak durum harmonik hareket ile açıklanabilir.



Şekil 2.10. İki kütle-yay çiftinin rezonansı

Sistem için dinamik denge denklemi Formül 2.14'te verilmiştir. Bu formülde $m\ddot{y}$ eylemsizlik momentini, $b\dot{y}$ sürtünme momentini, ky ise kontrol momentini ifade etmektedir.

$$m\ddot{y} + b\dot{y} + ky = F_0 \cos \omega t \quad (2.14)$$

Formülde;

F_0 : kuvvet,

y : yerdeğiştirme (kontrol momenti),

m : kütle,

k : yay sabiti,

b : sudan kaynaklanan sönümlenme katsayısıdır.

Sistem kararlı hale ulaştığında, matematiksel denklem, kütlelenin hareketinin basit harmonik hareket olduğunu göstermektedir. Bu durumda, dinamik denge denklemindeki eylemsizlik ve sürtünme momentlerinin etkileri ortadan kalkmaktadır. Oluşacak formül;

$$y(t) = A \sin(\omega t + \theta) \quad (2.15)$$

$$A = F_0 / \sqrt{m^2 (\omega^2 - \omega_0^2)^2 + b^2 \omega^2} \quad (2.16)$$

şeklinde olacaktır. Burada $\omega_0 = \sqrt{k/m}$ olmak üzere, ω_0 değerine doğal frekans denilmektedir.

Belirli bir anda salınmakta olan kütle-yay çiftinin genliği sadece dışarıdan uygulanan kuvvete değil aynı zamanda o anda zaten salınım yapmakta olan çiftin doğal frekansına da bağlıdır. Eğer dışarıdan uygulanan kuvvetin frekansı, kütle-yay çiftinin yaptığı salınımın frekansına eşit olursa, oluşacak harmonik hareketin genliği gittikçe büyür. Bu olaya *rezonans* denir. Aynı zamanda, kütle-yay çiftlerinin içinde buldukları sudan dolayı enerji ve momentum, dalga halinde yayılacak ve diğer kütle-yay çiftlerini de etkileyecektir. Sonuç olarak, kaynak-çift diğer çiftlere, dış kuvvetle aynı frekansta bir kuvvet uygular. Dalga boyunca enerji düzgün bir şekilde yayıldığından dolayı toplam enerji yoğunluğu kaynak çiftten r kadar uzaklıkta $1/r$ 'ye düşer (r , dalganın yarıçapı). Böylelikle kaynaktan d uzaklıktaki bir çifte uygulanan kuvvetin büyüklüğü $1/\sqrt{d}$ 'ye düşer. Eğer d uzaklığı büyük ise, kuvvetin büyüklüğü o kadar küçük olacaktır. Bu durumda yayılan enerjinin frekansı doğal frekansa eşit olsa bile salınım çok küçük olacaktır.

Kayda değer bir salınım elde edebilmek için doğal frekans ile yayılan enerjinin frekansının ve kaynak çift ile etkileşecek olan çiftin aralarındaki geometrik uzaklığın yeterince küçük olması gerekmektedir. Aksi durumda oluşacak olan salınım önemsiz kalacaktır.

Rezonans algoritmasında aşağıdaki kıstaslar kullanılmaktadır:

1. Kaynak çift ile etkileşecek çiftin arasındaki doğal frekans farkı küçük bir eşik değerinin altında olmalıdır.
2. Etkileşecek olan çift geometrik olarak kaynak çiftin çevresinde olmalıdır.

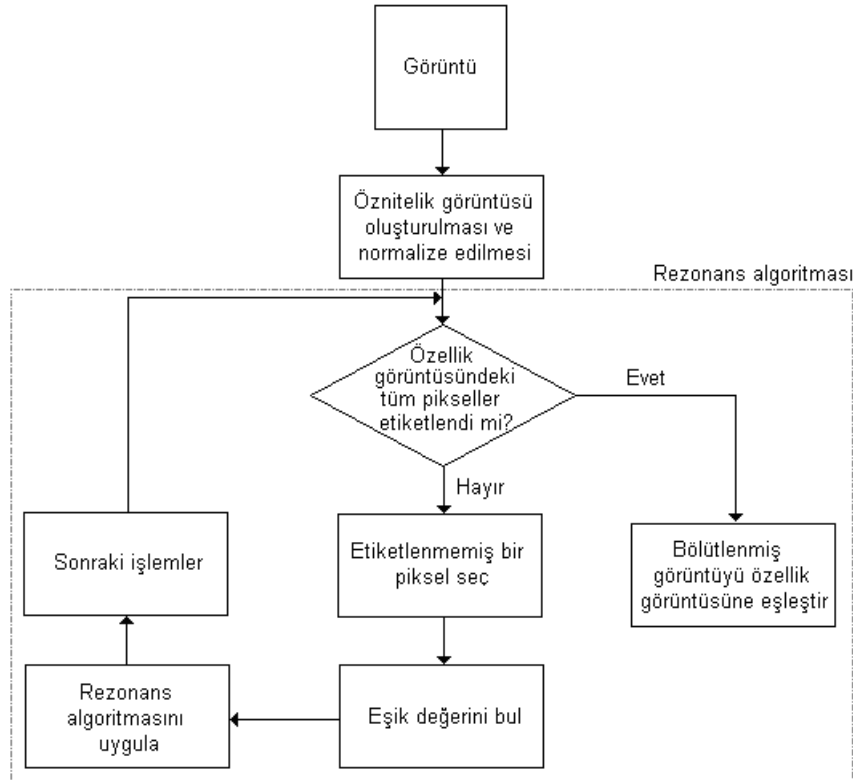
Rezonans algoritmasındaki doğal frekans farklılığı bir benzetmeden ibarettir. Uygulamada bu değerler özellik vektörleri arasındaki fark olarak nitelendirilmektedir. Rezonansın bittiği yerde doku bölgesi rezonans halindeki piksellerden ibaret bir topluluk olarak ortaya çıkmaktadır.

2.4.1.1 Eşik Değerinin Hesaplanması

Eşik değeri, iki öznelik vektörü arasındaki benzerliği saptayacak olan en önemli faktördür [4]. Başka bir deyişle, eşik değeri iki öznelik vektörünün aynı dokuya ait olup olmadıklarını tespit etmektedir. Gereğinden büyük seçilen eşik değeri bölgeye fazlalık alanları katabileceği gibi, gereğinden küçük seçilen eşik değeri ise rezonansın sınırlı bölgede etkili olacağı anlamına gelmektedir. Bununla birlikte, farklı görüntülerin farklı öznelikleri ve buna bağlı olarak farklı eşik değerleri vardır.

Eşik değeri aynı dokudaki piksellerin özellik vektörlerinin farkından büyük, farklı dokudaki piksellerin özellik vektörlerinin farkından ise küçük olmalıdır.

Uygulamada, eşik değeri için öznelik vektörü çıkartılmış görüntüde dört komşuluklu öznelik vektörlerinin farkına bakılır. Bu farklar daha sonra tek boyutlu bir dizide toplanır. Aynı değerden birden fazla olması, ortalamayı etkileyeceği için birden fazla aynı değere sahip olan elemanlar sıfıra eşitlenir. Daha sonra bu dizinin ortalaması alınır. Elde edilen değer eşik değeri olarak tanımlanır.

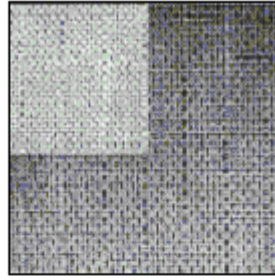


Şekil 2.11. Rezonans algoritmasının akış şeması

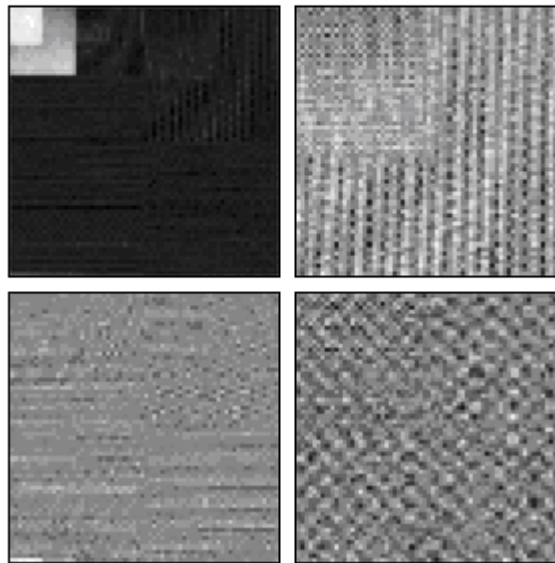
2.4.2. Etiketleme İşlemi

Uygulamanın amacı görüntü üzerinde kullanıcı tarafından belirlenen bir noktadan başlayarak, o noktanın içinde bulunduğu dokunun sınırlarını belirleyebilmektir. Bu amaçtan yola çıkarak, etiketleme işleminin başlangıç noktası olarak kullanıcının belirlediği nokta alınır. Bu noktadan başlayarak rezonans algoritması uygulanır. Yayılan dalga boyunca eşik değerinin altında kalan piksellerin aynı dokuda oldukları belirlenir. Bu piksellere daha sonra sınırları göstermede kullanılmak üzere bir etiket değeri atanır. Yöntem başarıyla uygulandıktan sonra etiket değerleri yardımıyla sınırlar özellik görüntüsünün üzerine aktarılır. Sonuç görüntü, bir noktadan başlayan ve o noktanın ait olduğu dokunun sınırlarını gösteren görüntüdür.

2.5. Uygulama



(a)



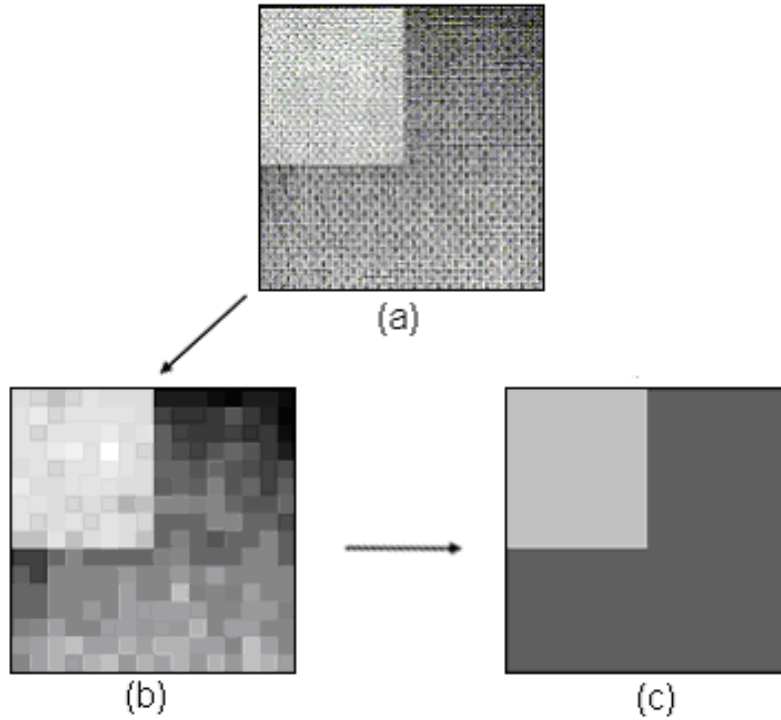
(b)

Şekil 2.12. a) Görüntü b) Wavelet dönüşümü sonuçları

Doku bölütleme işleminde öznitelik vektörlerine ait katsayılar büyük önem taşımaktadır. Farklı dokuların farklı bölgelere ayrılabilmesi için bu katsayıların iyi ayarlanması gerekmektedir. Bu işlem, farklı dokularla eğitilmiş yapay sinir ağlarıyla da yapılabilmektedir.

Şekil 2.12.'deki görüntüye Wavelet dönüşümü uygulandığında alçak-alçak, alçak-yüksek, yüksek-alçak ve yüksek-yüksek frekans değerlerine sahip görüntüler elde edilir. Bu görüntüler Şekil 2.12.(b)'de sırasıyla verilmiştir. Şekil 2.12.(b)'deki örnek görüntü oluşturulurken iki seviye Wavelet dönüşümü alınmıştır. Dolayısıyla ana görüntünün boyutları 128x128 piksel ise, iki seviye Wavelet dönüşümü sonucunda alçak-alçak frekansa sahip görüntünün boyutları 32x32 olacaktır.

Şekil 2.13.(b)'de ise Şekil 2.13.(a) görüntüsünün Wavelet dönüşümü sonucu alt karelere bölme yöntemi kullanılarak gösterilmiştir. Bu dönüşüm sonucunda oluşan görüntü (frekans bilgisi) öznitelik vektörünün en büyük katsayıya sahip elemanını oluşturmaktadır. Öznitelik vektörünün diğer elemanları hesaplanırken, alınan alt karede bulunan pikseller kullanılır. Örnekte üç seviye Wavelet dönüşümü alınarak sonuca gidilmiştir. Rezonans algoritmasına büyük doku alanına sahip bölgeden başlanmıştır.

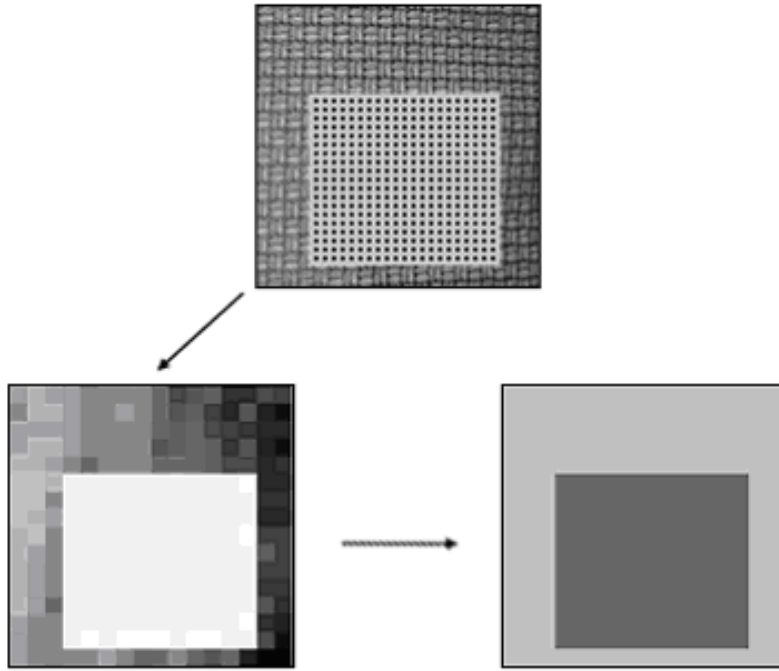


Şekil 2.13. a) Görüntü b) Üç seviye Wavelet dönüşümü sonucu
c) Bölütlenmiş görüntü

Şekil 2.13'teki bölütleme işlemi gerçekleştirilirken kullanılan katsayılar:

Wavelet	= 1,8
ortalama	= 0,9
standart sapma	= 0,3
eğim	= 0,9
enerji	= 0,6
entropy	= 0,15

olarak alınmıştır.



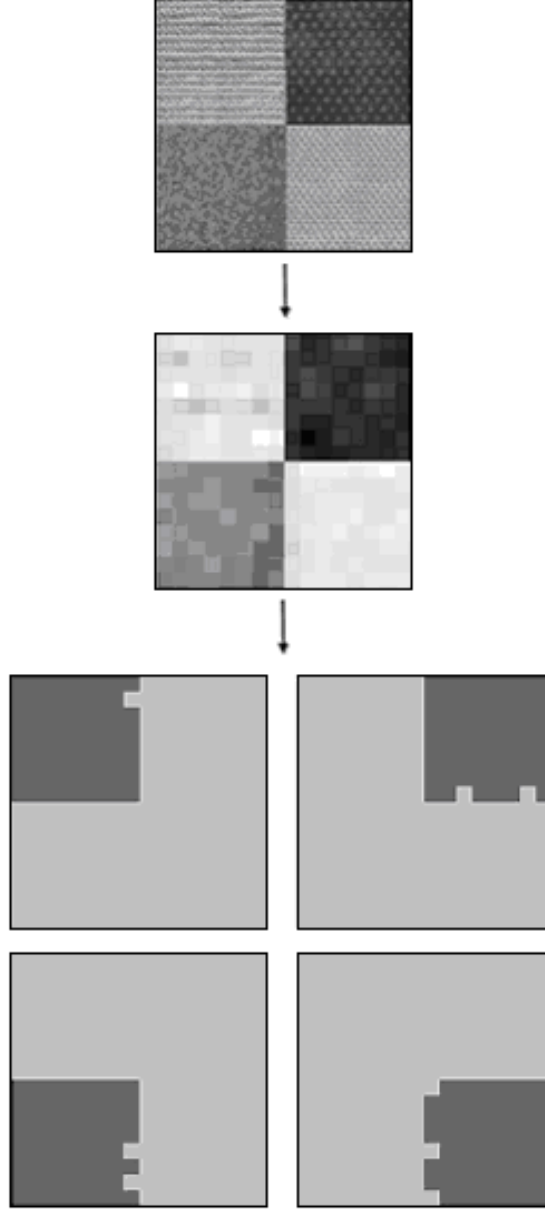
Şekil 2.14. Doku bölütleme uygulaması

Şekil 2.14'teki bölütleme işleminde:

Wavelet	= 1,0
ortalama	= 0,1
standart sapma	= 0,9
eğim	= 0,2
enerji	= 0,01

entropy = 0,1

olarak alınmış ve doku bölgesi barışıyla çıkarılmıştır.



Şekil 2.15. Doku bölütleme uygulaması

Şekil 2.15'teki doku bölütleme örneğinde:

Wavelet = 0,8

ortalama = 0,6

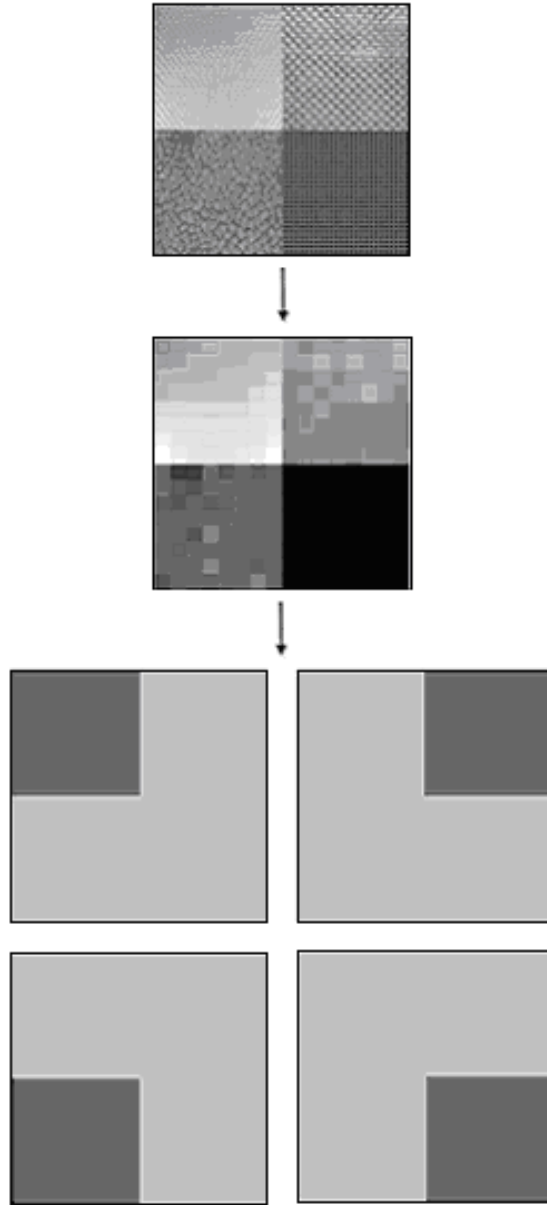
standart sapma = 0,7

eğim = 0,8

enerji = 0,3

entropy = 0,9

kullanılarak başarılı bir şekilde doku sınırları bulunmuştur.

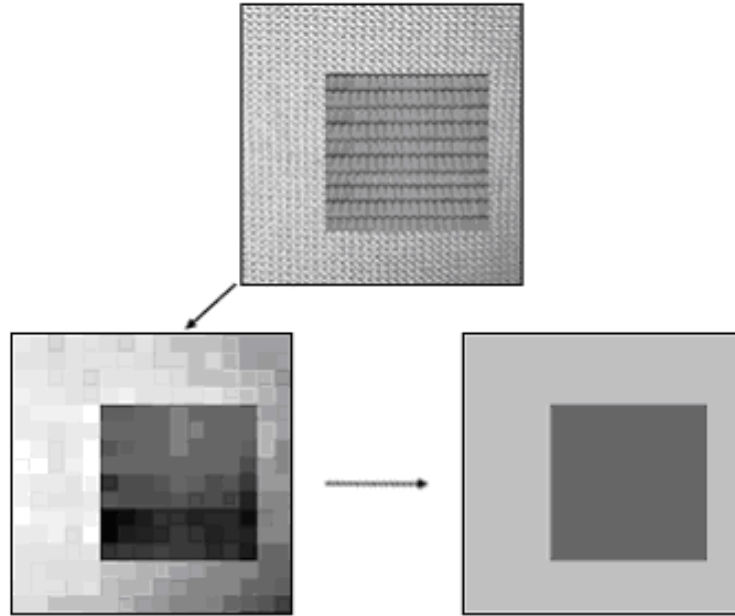


Şekil 2.16. Doku bölütleme uygulaması

Şekil 2.16'daki doku bölütleme örneğinde:

Wavelet	= 1,8
ortalama	= 0,9
standart sapma	= 0,3
eğim	= 0,9
enerji	= 0,3
entropy	= 0,15

kullanılarak doku sınırları bulunmuştur. Özellikle Şekil 2.16'daki ana görüntüde sol üst köşede bulunan kısımda, çevresel aydınlatma etkilerinden dolayı parlaklığın her yerde aynı olmadığı gözlemlenmektedir. Rezonans algoritması sayesinde bu etkiler ortadan kaldırılmış ve başarılı bir şekilde dokunun sınırları saptanmıştır. Bir diğer özellik olarak, Şekil 2.16'daki ana görüntüde sağ üst kısımda bulunan görüntüdeki bozukluklar Wavelet dönüşümü sayesinde bölütleme sonucuna etki etmemiştir.



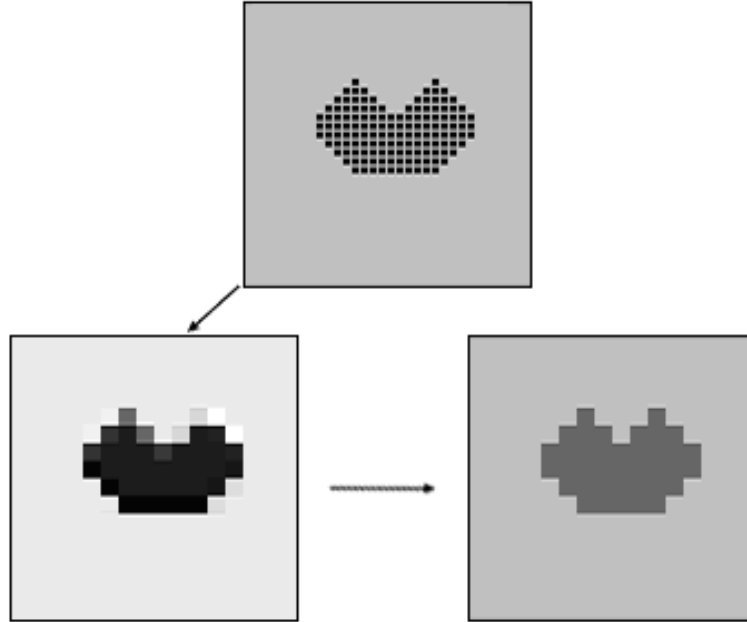
Şekil 2.17. Doku bölütleme uygulaması

Şekil 2.17'deki doku bölütleme örneğinde:

Wavelet	= 3
---------	-----

ortalama	= 0,3
standart sapma	= 0,4
eğim	= 0,3
enerji	= 0,3
entropy	= 0,1

katsayıları kullanılmıştır. Örnekte, düzensiz yapıdaki çatı deseninin doku frekansı Wavelet dönüşümü kullanılarak tespit edilmiştir ve bölütleme sonucuna etkisinin büyük olması için ağırlığı diğer öznelik vektörü elemanlarına göre daha büyük seçilmiştir. Örnekte, sınıflandırma işlemine çatı desenli bölgeden başlanılmıştır.



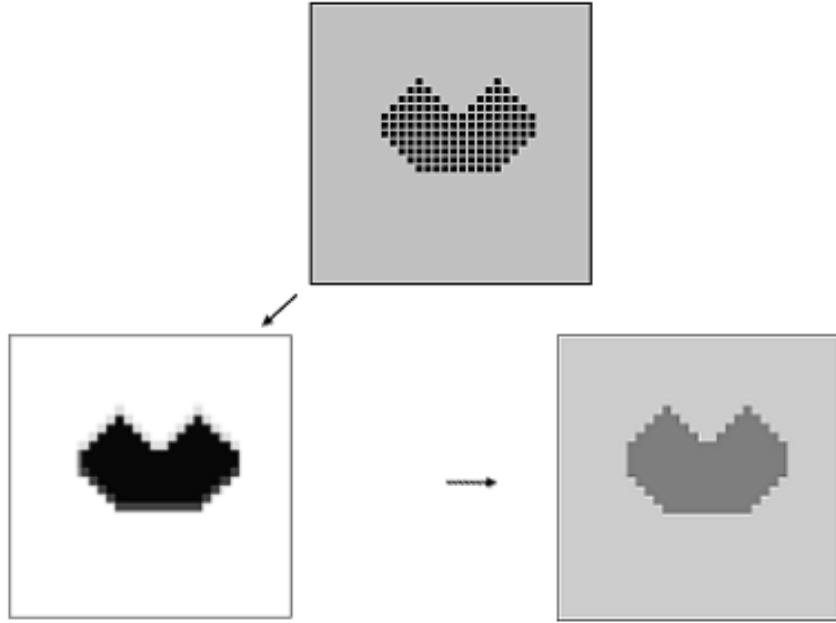
Şekil 2.18. Doku bölütleme uygulaması

Şekil 2.18'deki doku bölütleme örneğinde:

Wavelet	= 1,8
ortalama	= 0,9
standart sapma	= 0,3
eğim	= 0,9
enerji	= 0,6
entropy	= 0,15

katsayıları kullanılmıştır. Örnekte, doku bölütleme işleminin sadece yatay ve dikey köşeleri değil aynı zamanda çapraz köşeleri de başarıyla bulabildiği görülmektedir. Bulunan köşelerin hassasiyeti, seçilen alt karenin büyüklüğüne bağlıdır. Örnekte alt-kare büyüklüğü olarak 8 alınmıştır. Yani bölütleme işleminin ilk adımı olan alt-karelere bölme işleminde görüntü 8x8 büyüklüğünden oluşan karelere parçalanmıştır.

Alt-kare boyutu olarak 8 yerine 4 alınarak hesaplanan Wavelet dönüşümü ve oluşacak bölütleme işlemi sonucu Şekil 2.19'da verilmiştir. Alt-karenin boyutunun küçük seçilmesi kenar bulma hassasiyetini artırmaktadır.



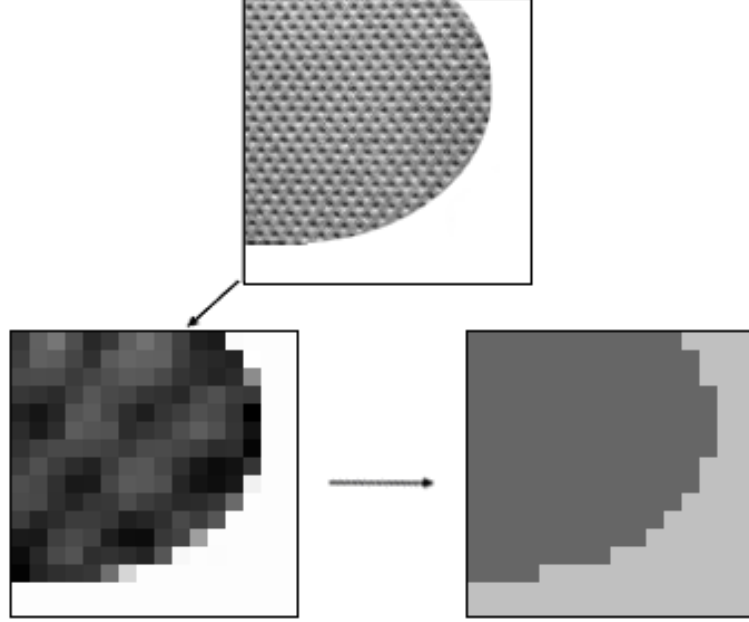
Şekil 2.19. Doku bölütleme uygulaması

Şekil 2.19'daki doku bölütleme örneğinde:

Wavelet	= 1,8
ortalama	= 0,9
standart sapma	= 0,3
eğim	= 0,9
enerji	= 0,6
entropy	= 0,15

katsayıları kullanılmıştır.

Doğrusal olmayan doku kenarlarını bulmaya yönelik diğer bir örnek ise Şekil 2.20’de gösterilmiştir.

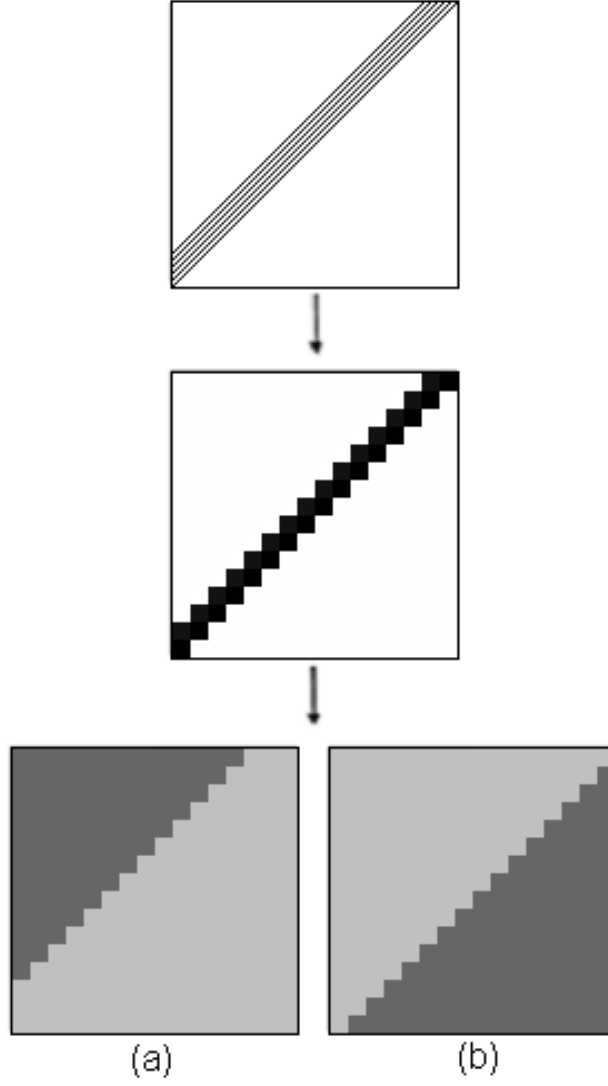


Şekil 2.20. Doku bölütleme uygulaması

Şekil 2.20’deki doku bölütleme örneğinde:

Wavelet	= 2
ortalama	= 0,9
standart sapma	= 0,3
eğim	= 0,9
enerji	= 0,6
entropy	= 0,15

katsayıları kullanılmıştır. Kenarların daha düzgün biçimde algılanabilmesi için daha önce de belirtildiği gibi alt-karenin boyutları küçültülmelidir.



Şekil 2.21. Doku bölütleme uygulaması

Şekil 2.21'deki doku bölütleme örneğinde:

Wavelet	= 1,8
ortalama	= 0,9
standart sapma	= 0,3
eğim	= 0,9
enerji	= 0,6
entropy	= 0,15

katsayıları kullanılmıştır. Şekil 2.21.a'daki bölütleme işlemi 4,4 koordinatından başlatılan rezonans algoritması ile gerçekleştirilmiştir. Şekil 2.21.b'deki bölütleme işleminde ise 12,12 koordinatlarından başlanmıştır.

3. BULGULAR ve TARTIŞMA

Yapılan çalışmalarda doku bölütleme işlemi, çeşitli yöntemlerin bir araya getirilmesiyle gerçekleştirilmiştir. Wavelet dönüşümü kullanılarak, görüntülerdeki doku bozukluklarının ya da doku ilkelinin yapısındaki renk değişimlerinin algılama işlemi olumsuz yönde etkilememesi sağlanmıştır. Dokunun frekansı Wavelet dönüşümü ile bulunarak, öznelik vektörünün en yüksek ağırlığa sahip elemanı olarak seçilmiştir. Doğal görüntülerde, çevresel aydınlatma etkilerinden dolayı görüntü üzerinde parlaklık değişimleri olmaktadır. Rezonans algoritmasının bu etkileri ortadan kaldırmada başarılı bir yöntem olduğu görülmüştür.

Wavelet dönüşümünün pek çok türü vardır. Bölütlenecek olan görüntüdeki dokunun yapısına göre Wavelet dönüşümü türü seçilmelidir. Bir başka deyişle, seçilen Wavelet dönüşümü türü, işaret ile benzer yapıda olmalıdır. Çalışmada Daubechies D-4 Wavelet dönüşümünün kullanılmasındaki başlıca neden bölütlenecek olan görüntünün küçük boyutta olması ve doku ilkelinin sık tekrarlanıyor olmasındandır. Eğer daha geniş aralıklı doku ilkeline sahip bir görüntü üzerinde doku bölütlemesi yapılacaksa, bu aralığa göre daha geniş yapıdaki Wavelet dönüşümü türlerinden yararlanılabilir.

Çalışmada alt karelere bölme yöntemi kullanılmıştır. Buna göre özneliği çıkarılacak olan kare ne kadar büyük seçilirse, bölütleme işlemi sonucunda bulunan doku bölgesinin sınırları da o kadar hatalı biçimde fazla ya da eksik çıkacaktır. Eğer doku bölgesinin sınırları, karenin bitim ya da başlangıç noktasındaysa bu problem ortaya çıkmayacaktır. Sınırların fazla ya da eksik belirlenmesini ortadan kaldıracak diğer bir yöntem ise bulunan sınırlar üzerinde irdelemeye gitmektir. Alt kare büyüklüğü $m \times m$ olarak belirlenen bir bölütlemeden sonra, sınırlar üzerinde karenin büyüklüğü her defasında yarıya bölünerek sınırların tam olarak nerede olduğuna karar verilebilir.

Doku frekansı dışındaki öznelik değerleri hesaplanırken ortalama, standart sapma, eğrilik, enerji ve entropi denklemlerinden yararlanılmıştır. Bu özneliklerin bazıları diğerleri yardımıyla hesaplanabilmektedir. Bu yüzden birbirleriyle ilişkili olan öznelikler ortalamaları alınmak suretiyle teke indirgenebilir.

Doğal görüntülerde bulunan ve çevresel aydınlatma etkilerinden dolayı oluşan parlaklık değişimleri rezonans algoritması sayesinde ortadan kaldırılmıştır. Çalışmada, seçilen başlangıç noktasından itibaren rezonans algoritması uygulanmış olup bulunduğu

dokunun sınırları saptanmıştır. Başlangıç noktasının seçimi bir gereklilik olmaktan çıkarılıp görüntüde bulunan tüm dokuların sınırları etiketleme işleminde hiçbir etiketlenmemiş bölge kalmayıncaya kadar rahatlıkla saptanabilir.

4. SONUÇLAR

Çalışmada, Wavelet dönüşümü ile öznitelikleri çıkarılan görüntülerin rezonans algoritması kullanılarak bölütlenmesi gerçekleştirilmiştir. Farklı yapılarıdaki dokular, değişik biçimlerde yerleştirilerek çalışmanın başarısı test edilmiştir. Örnek dokular seçilirken genellikle gerçek dünya görüntülerinden faydalanılmıştır. Gerçek dünya görüntülerinde gerek kameralardan ve gerekse merceklerden kaynaklanan görüntüdeki aydınlatma farklılıklarının rezonans algoritması kullanılarak ortadan kaldırıldığı görülmüştür.

Çalışma sonucunda Wavelet dönüşümünün doku gibi tekrarlanan yapıdaki işaretlerde son derece iyi sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir. Rezonans algoritmasına ait eşik değerinin başarılı üretilmesi halinde çevresel aydınlatma etkilerinden kaynaklanan değişimlerin bölütleme sonucunu etkilemediği ve sınıflandırma işlemini başarıyla gerçekleştirdiği görülmüştür.

Wavelet dönüşümü sonucunda değerlerin 0-255 gri seviye renk aralığının dışarısında çıkabilmesinden dolayı normalizasyon işlemi gerekmektedir. Çalışmada, normalizasyon işlemi Wavelet dönüşümü sonucunda elde edilen değerlerin en yüksek ve en alçak değerine göre hesaplanmıştır.

Öznitelik vektörleri arasındaki fark, dokuların arasındaki farkı temsil ettiğinden dolayı bu farkın iyi seçilmesi gerekmektedir. Gereğinden büyük seçilen eşik değeri fazlalık alanları doku bölgesine katabileceği gibi, gereğinden düşük seçilen eşik değeri doku bölgesinin eksik olarak belirlenmesine yol açacaktır. Eşik değeri, bütün alt-karelere ait farklı öznitelik vektörleri farklarının ortalaması alınarak hesaplanmıştır.

Hızlı Fourier dönüşümü ile kıyaslandığında Wavelet dönüşümü daha hızlı sonuç üretebildiği görülmüştür. Hızlı Fourier dönüşümü $O(n \log n)$ işlem karmaşıklığına sahipken, Wavelet dönüşümü $O(n)$ işlem karmaşıklığına sahiptir.

5. ÖNERİLER

Çalışmada doku frekanslarını hesaplayabilmek için Wavelet dönüşümü kullanılmıştır. Farklı doku ilkelleri benzer frekanslarda tekrarlanarak aynı görüntüde farklı dokuları oluşturmuş olabilmektedir. Dolayısıyla, bu tür dokuların Wavelet dönüşümü alındığında dönüşüm sonuçları benzer çıkabilmektedir. Bölütleme işleminde Wavelet dönüşümü sonucunda elde edilen değer öznitelik vektörünün en yüksek ağırlığa sahip elemanı olduğundan dolayı bu iki farklı doku, aynı dokunun bir parçasıymış gibi sonuç üretilebilmektedir. Bu gibi durumlarda öznitelik vektörünün ağırlıklarında değişiklik yaparak doğru sonuca gidilmelidir.

Çalışmada bölütleme işlemi alt karelere bölünmüş ve ardından öznitelik vektörleri çıkarılmış görüntü üzerinde yapılmaktadır. Daha ileri uygulamalarda alt kare boyutu önceden belirlenmeyip, piramit yönteminde olduğu gibi git gide azalan boyuttaki alt karelerle bölütleme işlemi gerçekleştirilebilir.

İncelenecek olan işaretin iyi analiz edilebilmesi için işaret ile Wavelet dönüşümü fonksiyonunun benzer yapıda olması gerekmektedir. Eğer geniş tekrarlanma özelliğine sahip bir doku, Wavelet dönüşümü ile analiz edilecekse benzer genişliğe sahip Wavelet türü seçilmelidir.

6. KAYNAKLAR

1. http://debut.cis.nctu.edu.tw/Research/TextureClassification/textureretrieval_e.htm, Texture Extraction, 29 Mayıs 2006.
2. Chen, G., Applications of Wavelet Transforms in Pattern Recognition and De-Noising, Yüksek Lisans Tezi, Quebec, 1999.
3. http://debut.cis.nctu.edu.tw/Research/TextureClassification/textureseparate_e.htm, Texture Segmentation, 28 Mayıs 2006.
4. He, H., ve Chen, Y.Q., Unsupervised Texture Segmentation Using Resonance Algorithm for Natural Scenes, Pattern Recognition Letters, 21,9 (2000) 741-757.
5. Castleman, R.K., Digital Image Processing, New Jersey, Upper Saddle River, Prentice-Hall, 1996.
6. Grades, E., A New Information Fusion Method for Land-Use Classification Using High Resolution Satellite Imagery, Doktora Tezi, Mainz, 1999.
7. Bui, T.D., ve Chen, G.Y., Invariant Fourier-Wavelet Descriptor for Pattern Recognition, Pattern Recognition, 32 (1999).
8. <http://users.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTtutorial.html>, Wavelet Tutorial, 06 Haziran 2006.
9. Stollnitz, E.J., DeRose, T.D., ve Salesin, D.H., Wavelets for Computer Graphics: A Primer, IEEE Computer Graphics and Applications, 15,3 (1995) 75-85.
10. Gonzalez, R.C., ve Woods, R.E., Digital Image Processing, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 2002.
11. Graps, A., An Introduction to Wavelets, IEEE Computational Science & Engineering, 2, 2 (1995) 50-61.
12. http://en.wikipedia.org/wiki/Haar_wavelet , Haar Wavelet, 15 Mayıs 2006.
13. Uytterhoeven, G., Wavelets:Software and Applications, Doktora Tezi, Haverlee, 1999.
14. Lu, C.S., Chung, P.C., ve Chen, C.F., Unsupervised Texture Segmentation via Wavelet Transform, Pattern Recognition, 30, 5 (1997) 729-742.
15. Chang, T., ve Kuo, C.J., Texture Analysis and Classification with Tree-Structured Wavelet Transform, Image Processing, 2, 4 (1993).
16. Antonini, M., Barlaud, M., ve Mathieu, P., ve Daubechies, I., Image Coding Using Wavelet Transform, IEEE Transactions on Image Processing, 1, 2 (1992) 205-220.

17. Hsin, H.C., Teztur Segmentation Using Modulated Wavelet Transform, IEEE Transactions on Image Processing, 9, 7 (2000) 1299-1302.
18. Ruiz, L.A., Fdez-Sarria, A., ve Recio, J.A., Texture Feature Extraction for Classification of Remote Sensing Data using Wavelet Decomposition: A Comparative Study, XXth ISPRS Congress, 2004.
19. <http://en.wikipedia.org/wiki/Wavelet>, Wavelet, 21 Mart 2006.
20. Deepika, S., Efficient Implementations of Discrete Wavelet Transforms Using FPGAs, Yüksek Lisans Tezi, Florida, 2003.
21. <http://www.ph.tn.tudelft.nl/Courses/FIP/noframes/fip-Segmenta.html#Heading118>, Segmentation, 30 Mayıs 2006.
22. Arivazhagan, S., ve Ganesan, L., Texture Segmentation using Wavelet Transform, Pattern Recognition Letters, 24 (2003) 3197-3203.
23. Zhang, H., Fritts, J.E. ve Goldman, S.A., A Fast Texture Feature Extraction Method for Region-Based Image Segmentation, Multimedia on Mobile Devices, 5685 (2005) 957-968.
24. Grigorescu, S.E., Petkov, N., ve Kruizinga, P., Comparison of Texture Features Based on Gabor Filters, Image Processing, 11, 10 (2002).
25. Kumar, P.K., Yegnanarayana, B., ve Das, S., 1-D Gabor Phase for Edge Extraction in Texture Images, International Conference on Communications, (2000) 425-428.
26. <http://www.profc.udec.cl/~gabriel/tutoriales/rsnote/contents.htm>, Remote Sensing, 25 Mart 2006.
27. Gordon, S., Unsupervised Image Clustering using Probabilistic Continuous Models and Information Theory Principles, Doktora Tezi, Tel-Aviv Üniversitesi.
28. <http://www.rose-hulman.edu/~brought/Epubs/Imaging/waveimage.html>, Wavelet Based Methods in Image Processing, 03 Nisan 2006.
29. Koçyiğit, Y., ve KORÜREK, Y., EMG İşaretlerini Dalgacık Dönüşümü ve Bulanık Mantık Sınıflayıcı Kullanarak Sınıflama, İTÜ Dergisi, 4, 3 (2005) 25-31.
30. http://bearcave.com/misl/misl_tech/wavelets/daubechies/index.html, The Daubechies D-4 Wavelet Transform, 09 Ocak 2006.
31. Daubechies, I., The Wavelet Transform-Frequency Localization and Signal Analysis, IEEE Transactions on Information Theory, 36, 5 (1990) 961-1005.
32. Busch, C., Wavelet Based Texture Segmentation of Multi-Modal Tomographic Images, Comput. & Graphics, 21, 3 (1997) 347-358.

33. Unser, M., Texture Classification and Segmentation Using Wavelet Frames, Image Processing, 4, 11 (1995).
34. Hill, P.R., Canagarajah, C.N., ve Bull, D.R., Statistical Wavelet Subband Modelling for Texture Classification, Image Processing, 2001. Proceedings. 2001 International Conference on, 1 (2001) 165-168.
35. Fauzi, M.F.A., ve Lewis, P.H., A Fully Unsupervised Texture Segmentation Algorithm, Proceedings of British Machine Vision Conference, (2003) 519-528.
36. Huang, J., Kumar, S. R., ve Zabith, R., An Automatic Hierarchical Image Classification Scheme, In ACM Conference on multimedia, (1998) 219-228.
37. Sheikholeslami, G., ve Zhang, A., Approach to Clustering Large Visual Databases Using Wavelet Transform, In Proc. of SPIE conference on visual data exploration and analysis IV, 3017 (1997).
38. Chen, J., Bouman, C.A., ve Dalton, J.C., Hierarchical Browsing and Search of Large Image Databases. IEEE Transactions on Image Processing, 9, 3 (2000) 442-455.

ÖZGEÇMİŞ

Aykut AVCI 1981’de Trabzon’da doğdu. İlk ve orta öğrenimini Trabzon’da yaptı. 1998’de Çanakkale 18 Mart Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü’nü kazandı. Kısa bir süre Ericsson Mobility World’te yazılım mühendisi olarak çalıştıktan sonra 2003 yılında KTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans eğitime başladı. Aynı yıl Bilgisayar Mühendisliği Bölümüne Arş. Gör. olarak atandı. Halen bu görevine devam eden Aykut AVCI yabancı dil olarak iyi derecede İngilizce bilmektedir.