

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**MR KAFA GÖRÜNTÜLERİNDE TÜMÖR DETEKSİYONU İÇİN SİMETRİ
TEMELLİ PARAMETRELERİN BELİRLENMESİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Müh. Ali FERSAK

Anabilim Dalı : ELEKTRONİK VE HABERLEŞME MÜHENDİSLİĞİ

Programı : BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ

AĞUSTOS 2007

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**MR KAFA GÖRÜNTÜLERİNDE TÜMÖR DETEKSİYONU İÇİN SİMETRİ
TEMELLİ PARAMETRELERİN BELİRLENMESİ**

YÜKSEL LİSANS TEZİ

Müh. Ali FERSAK

(504981150)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 14 Ağustos 2007

Tezin Savunulduğu Tarih : 28 Ağustos 2007

Tez Danışmanı : Doç.Dr. Zümray DOKUR

Diğer Jüri Üyeleri: Prof.Dr. Bilge GÜNSEL (İ.T.Ü)

Yrd. Doç.Dr Zehra ÇATALTEPE (İ.T.Ü)

AĞUSTOS 2007

ÖNSÖZ

Sürekli teşvikiyle bu tezin tamamlanmasına değerli katkılar sağlayan tez danışmanım Doç. Dr. Zümray DOKUR'a ve Prof. Dr. Tamer ÖLMEZ'e, çalışmalarım sırasında maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen aileme, katkıları ve tavsiyeleri ile bu tezin değer yaratan yenilikçi bir bakışa dönüşmesini sağlayan çalışma arkadaşlarıma teşekkürlerimi sunarım.

Ağustos 2007

Ali FERSAK

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ	i
İÇİNDEKİLER	ii
KISALTMALAR	iv
TABLO LİSTESİ	v
ŞEKİL LİSTESİ	vi
ÖZET	x
SUMMARY	xii
1. GİRİŞ	1
1.1. Problemin Tanımı	1
2. MANYETİK REZONANS GÖRÜNTÜLEME VE GÖRÜNTÜ BÖLÜTLEME TEKNİKLERİ	3
2.1. Manyetik Rezonans Görüntüleme	3
2.1.1. Manyetik Görüntüleme Yönteminin Avantajları	4
2.1.2. Atomların Manyetik Alan İçindeki Hareketi	6
2.1.3. RF Teknolojisi	7
2.1.4. Nükleer Manyetik Rezonans'ın (NMR) Prensipleri	9
2.1.4.1. Atomik Çekirdeklerin Manyetik Alandaki Davranışları	9
2.1.4.2. Çekirdeklerin Radyo Frekans Darbeleri Yoluyla Uyarılması	11
2.1.4.3. RF Darbesinin Kesilmesinden Sonra Çekirdeklerin Gevşemesi	12
2.1.4.4. MR İşaretlerinin Algılanması	14
2.2. Manyetik Rezonans Görüntüleri Bölütleme Teknikleri	17
Öbekleme Yöntemleri (Clustering Methods):	18
Histogram Temelli Yöntemler:	18
Bölge Büyütme Yöntemleri (Region-Growing):	19
Graf Bölüntüleme (Graph Partitioning) Yöntemi:	19
Model Tabanlı Bölütleme Yöntemleri:	20
Yarı Otomatik Bölütleme Teknikleri:	20
Kenar Belirleme Yöntemleri:	20
Yeni Yöntemler:	21

3. ARTIMSAL ÖZ-DÜZENLEMELİ YAPAY SİNİR AĞI İLE MR GÖRÜNTÜLERİN BÖLÜTLENMESİ	22
3.1. Bölütlemeye Kullanılan Öznitelik Çıkartma Yöntemleri	22
3.1.1. Dalgacık Dönüşümü	22
3.1.1.1. Sürekli Dalgacık Dönüşümü	23
3.1.1.2. Ayrık Dalgacık Dönüşümü	24
3.1.2. Komşu Benek Genlik Dağılımı	24
3.2. Yapay Sinir Ağı İle Bölütleme	25
3.2.1. Artımsal Öz-Düzenlemeli Yapay Sinir Ağı	26
3.2.2. ArÖz Ağının Öznitelik Uzayını Bölüntülemesi	26
3.2.3. ArÖz Ağının Yapısı	26
3.2.4. ArÖz Ağının Eğitimi	27
3.2.4.1. Otomatik Eşikleme	30
3.2.4.2. Düğüm Renklendirme	30
4. MR KAFA GÖRÜNTÜLERİNDE SİMETRİSİZLİĞİN BELİRLENMESİ	32
4.1. Moment Hesabı	32
4.1.1. Moment Temelli Öznitelikler	33
4.2. Tümör Parametrelerinin (Özniteliklerinin) Belirlenmesi	34
4.2.1. Özniteliklerin Çıkartılması	35
4.2.1.1. Öznitelik 1: Komşu Benek Gri Seviye Dağılımı	35
4.2.1.2. Öznitelik 2: Sürekli Dalgacık Dönüşümü(SDD)	36
4.2.2. Histogram İle Açıların Elde Edilmesi	38
4.2.3. Tümör Parametreleri	39
5. BENZETİM VE SONUÇLAR	43
6. TARTIŞMA	67
KAYNAKLAR	69
ÖZGEÇMİŞ	73

KISALTMALAR

ArÖz	: Artımsal Öz-Düzenlemeli Yapay Sinir Ağı
GAL	: Grow and Learn
MR	: Manyetik Rezonans
MRI	: Magnetic Resonance Imaging
YSA	: Yapay Sinir Ağı

TABLO LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 2.1 T1-ağırlıklı ve T2-ağırlıklı Görüntülerde Dokuların Kontrast Özellikleri [6].....	9
Tablo 5.1 Fantom Görüntü İçin Parametreler.....	46
Tablo 5.2 Normal 1 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri	48
Tablo 5.3 Normal 1 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri.....	50
Tablo 5.4 Tümörlü 1 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri.....	52
Tablo 5.5 Tümörlü 1 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri.....	54
Tablo 5.6 Tümörlü 2 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri.....	56
Tablo 5.7 Tümörlü 2 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Yöntemi İle Elde Edilen Tümör Parametreleri.....	58
Tablo 5.8 Tümörlü 3 Görüntü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı İle Elde Edilen Tümör Parametreleri.....	60
Tablo 5.9 Tümörlü 3 MR Kafa Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri.....	62
Tablo 5.10 Tümörlü 4 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri.....	64
Tablo 5.11 Tümörlü 4 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri.....	66

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 2.1: Atom Çekirdeğinin, Düşey Eksenin Civarında (Biraz Saparak); Kendi Eksenini ve Manyetik Alan Etrafında Dönme Hareketi [6].....	6
Şekil 2.2: Hidrojen Atomlarının Manyetik Alanın Etkisiyle Manyetik Alana Paralel ve Anti-paralel Olarak Sıralanması [6].....	7
Şekil 2.3: (a) RF Darbesinin Uygulanması (b) RF Darbesi ve G_x , G_y ve G_z Yönünde Uygulanan Gradyan Manyetik Alan Değişimleri İle Elde Edilen İşaret [6]	8
Şekil 2.4: Çekirdeğin Manyetik Özellikleri [23]	10
Şekil 2.5: Manyetik Alan İle Aynı ve Ters Yöndeki Çekirdekler İle Bu Duruma Karşı Düşen Enerji Düzeyleri [23].....	10
Şekil 2.6: Eğirme (Prezesyon) [6,23]	11
Şekil 2.7: 90° Darbesi ve Etkileri [23].....	12
Şekil 2.8: Boyuna Gevşeme [6]	13
Şekil 2.9: Enine Gevşeme [6]	14
Şekil 2.10: Proton Dağılımını Gösteren Tek Boyutlu Basit Bir Örnek [23]	16
Şekil 2.11: MR Kafa Kesit Görüntüsü [23].....	16
Şekil 2.12: Etiketlenmiş Graf, 6 Düğüm ve 7 Kenarın Görüntüsü.....	20
Şekil 3.1: Komşu Benek Genlik Dağılımı Yöntemiyle Görüntüden Öznitelik Vektörünün Oluşturulması [23].....	25
Şekil 4.1: Kafa Görüntüsüne Ait Tarama Metodu.....	32
Şekil 4.3: Bölütleme İçin Kullanılan Temel Adımlar.....	34
Şekil 4.4: Görüntüden Rasgele Benekler Seçerek Eğitim Kümesinin Oluşturulması.....	35
Şekil 4.5: Görüntü İçinden Rasgele Seçilen Bir Noktanın (G_5) Bir Komşuluğundaki Gri Ton Değerleri ve Bu Değerleri Kullanarak Oluşturulan X Öznitelik Vektörü	36
Şekil 4.6: Dalgacık Dönüşümüyle Oluşturulan Sekiz Farklı Frekans Bandındaki Görüntüler ve Görüntünün Kendisiyle Birlikte Oluşturulan Dokuz Boyutlu Öznitelik Vektörü.....	37
Şekil 4.7: Teta1 Açısının Hesaplandığı İki Gri Tonlu (Arka Plan + Kafa) Görüntüsü	40

Şekil 4.8: Şekil 4.9’de Verilen Görüntünün Kafa İçerisindeki İki Dokudan En Büyük Gri Farklılığın Beyaz Renge Boyanmış Hali; Teta2 Açısını Hesaplamak İçin Kullanılır.....	40
Şekil 4.9: Üç Dokuya (Üç Gri Tonlu) Bölütlenmiş Görüntü	41
Şekil 4.10: Şekil 4.11’de Verilen Görüntüdeki Tümörlü Dokunun Konumunun Gösterilmesi.....	41
Şekil 4.11: Tümörlü MR Kafa Görüntüsünde Tümörün Konumu	42
Şekil 5.1: Dört Farklı Hastadan Alınan Tümörlü MR Görüntüleri	44
Şekil 5.2: Normal Bir Hastadan Alınan Tümörsüz MR Görüntüsü; Normal 1	44
Şekil 5.3: Fantom Görüntü Sonuçları: a) Orjinal Görüntü, b) Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, c) Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), d) Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), e) Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, f) Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, g) Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram	45
Şekil 5.4: Normal (Normal 1) MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Yöntemi Sonuçları (a-g): a) Orjinal Görüntü, b) Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, c) Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), d) Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), e) Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, f) Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, g) Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram	47
Şekil 5.5: Normal Görüntü İçin Dalgacık Dönüşümü Yöntemi Sonuçları (a-g): a) Orjinal Görüntü, b) Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, c) Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), d) Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), e) Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, f) Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, g) Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram	49
Şekil 5.6: Tümörlü 1 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Sonuçları (a-g): a) Orjinal Görüntü, b) Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, c) Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), d) Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), e) Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, f) Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, g) Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram	51
Şekil 5.7: Tümörlü 1 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Sonuçları: a) Orjinal Görüntü, b) Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, c) Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), d) Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), e) Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, f) Teta1 Açısına	

Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, g) Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram 	53
Şekil 5.8: Tümörlü 2 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Modeli Sonuçları: a) Orjinal Görüntü, b) Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, c) Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), d) Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), e) Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, f) Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, g) Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram 	55
Şekil 5.9: Tümörlü 2 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Sonuçları (a-g): a) Orjinal Görüntü, b) Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, c) Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), d) Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), e) Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, f) Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, g) Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram 	57
Şekil 5.10: Tümörlü 3 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Gri Seviye Genlik Dağılımı Modeli Sonuçları (a-g): a) Orjinal Görüntü, b) Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, c) Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), d) Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), e) Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, f) Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, g) Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram 	59
Şekil 5.11: Tümörlü 3 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Sonuçları (a-g): a) Orjinal Görüntü, b) Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, c) Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), d) Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), e) Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, f) Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, g) Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram 	61
Şekil 5.12: Tümörlü 4 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Modeli Sonuçları: a) Orjinal Görüntü, b) Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, c) Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), d) Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), e) Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, f) Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, g) Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram 	63
Şekil 5.13: Tümörlü 4 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Modeli Sonuçları (a-g): a) Orjinal Görüntü, b) Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, c) Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), d) Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), e) Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, f) Teta1 Açısına	

Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, g) Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram 	65
--	----

MR KAFA GÖRÜNTÜLERİNDE TÜMÖR DETEKSİYONU İÇİN SİMETRİ TEMELLİ PARAMETRELERİN BELİRLENMESİ

ÖZET

Bu tez çalışmasında görüntü simetrisizliği dikkate alınarak MR görüntülerde tümör varlığını sorgulayan ve tümör varlığı durumunda tümör bölgesinin beyin içindeki yerini bulan bir algoritma geliştirilmiştir.

Görüntü simetrisizliğini bulmak için öncelikle MR görüntü sırasıyla iki ve üç dokuya farklı renkler vererek bölütlenmiştir. İki dokuya bölütlenmede, MR görüntüde kafa ile arkaplan birbirinden ayrılmaktadır. Bu görüntü üzerinde kafaya ait benek (piksel) değerleri ile bir açı belirlenir. Teta1 olarak adlandırılan bu temel açı, kafanın görüntü içinde düşey y-ekseni ile yaptığı açığı vermektedir. Hasta çekim sırasında kafasını düzgün tuttuğu durumda Teta1 açısı sıfır olacaktır. Üç dokuya bölütlenen MR görüntüde, kafa içindeki dokular iki renge boyanır. MR görüntü içerisinde tümör bulunmaması durumunda kafa görüntüsü içindeki iki renge boyanan dokularda Teta1 açısına göre tam bir simetri elde edilir. Bu dokulardan herhangi birine göre açı hesabı yapılırsa bulunan bu ikinci açının (Teta2 olarak isimlendirilir), Teta1 açısı ile aynı değere sahip olduğu gözlenir. MR görüntü içinde tümör varsa, tümör görüntüsü kafa içinde boyanan iki renkten biri ile temsil edilecektir. Bu durumda kafa içinde boyanan renklerden birine göre hesaplanan Teta2 açısı, doğal olarak Teta1'den farklı olacaktır. Bu nedenle, $|Teta1-Teta2|$ değeri, tümör tespit etmede kullanılacak birinci parametredir (öznitelik, parametre 1).

İkinci parametre (parametre 2), kafa için simetri eksenini olarak bilinen Teta1 açısı ile ağırlık merkezinden geçen doğrunun sol ve sağ tarafındaki bölütlenmiş görüntüye ait beneklerin histogramı olarak hesaplanır. Sol ve sağ beyin loblarına ait histogram vektörlerinin her elemanı birbirlerinden çıkartılarak mutlak değer toplamı hesaplanır. Bu değer, (skaler bir sayı olarak) ikinci simetrisizlik parametresi olarak tanımlanır.

Üçüncü parametre (parametre 3), (kafa için bulunan simetri eksenini etrafında) Teta1 açısı ile ağırlık merkezinden geçen doğruya dik satır satır histogram hesabı ile belirlenmektedir. (İkinci parametrede, ağırlık merkezinden geçen doğrunun sol ve sağ tarafının tamamı için bölütlenmiş görüntüye ait beneklerin histogramı hesaplanmıştı.) Dolayısıyla, histogram değerleri içeren iki adet matris elde edilir. Sol ve sağ tarafa ait matris elemanlarının tek tek farklarının mutlak değerlerinin toplamı hesaplanarak bir skaler değer bulunur. Bu matrissel yapıdaki histogramlar aynı zamanda tümörün yeri hakkında da bilgi verecektir.

Sunulan çalışmanın performansı MR görüntüdeki dokuların doğru bölütlenmesi ile doğrudan ilişkilidir. Bölütlenen görüntülerde ayrıntı fazla bulunursa, tümör olmadığı durumda bile parametre (öznitelik) değerleri tümörü işaret edebilecektir. Bu nedenle bölütleme işlemi için iki öznitelik çıkartma yöntemi karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. İlk yöntemde komşu benek gri seviye değerleri kullanılarak öznitelikler belirlenmiştir. İkinci yöntemde ise sürekli dalgacık yöntemi kullanılarak orjinal görüntü sekiz farklı bantta incelenmiştir. Bölütleme işlemi için başarıyı yüksek bir ağ olan, artımsal öz-düzenlemeli bir yapay sinir ağı kullanılmaktadır. Dokuları temsil etmesi bağlamında, hem başarıyı yüksek bir öznitelik çıkartma yöntemi seçiminin hem de artımsal öz-düzenlemeli ağ kullanımının bölütleme performansını artıracakı düşünülmektedir.

Çalışma, bir adet suni oluşturulmuş fantom kafa görüntüsü, bir adet normal MR kafa görüntüsü ve dört adet tümörlü MR kafa görüntüsü üzerinde test edilmiştir. Parametre 1 ve 2'nin tümör varlığını sorgulamakta, parametre 3'ün ise tümörün var olması durumunda MR görüntü içindeki yerini bulmada başarı ile kullanılabileceği gözlenmiştir.

DETERMINATION OF SYMMETRY BASED PARAMETERS FOR TUMOR DETECTION IN MR HEAD IMAGES

SUMMARY

In this thesis, a novel algorithm is developed for the detection and localization of tumor in MR (magnetic resonance) head images by using geometrical asymmetry in brain lobes.

To determine asymmetry, first the MR head image is segmented into two and three tissues respectively by giving different colours to the tissues. In the first segmented image, only head and background are separated from each other. In this image an angle is determined by using the pixel values belonging to the head. This primary angle named Theta1 gives us the angle that the head makes with horizontal y-axis in the image. Theta1 angle would be zero if the patient keeps his/her head inactive during the MR imaging. In the second segmented image, the tissues in the head are painted into two colours. When there is no tumor in MR image, according to Theta1 angle, an exact symmetry will be obtained from the two colored tissues. In this study, a second angle, which is called Theta 2, is also computed according to any of the brain tissues. It can be observed that it has the same value as Theta1 angle. Any tumor existing in the head image will be represented by one of the two colours in the head. In this case, Theta2 angle, which calculated according to one of the colours in the head, will naturally be different from Theta1. For this reason, $|\text{Theta1}-\text{Theta2}|$ value is used as the first parameter (feature, parameter 1) to be used in tumor determination.

The second parameter (parameter 2) is calculated by the histograms of left and right lobes in the segmented image. Left and right lobes are determined according to a straight line (known as symmetry axis for the head) which cuts the center of gravity of the head with the Theta1 angle. Absolute difference of the left and right lobes'

histogram vectors for every element is calculated and summed. This scalar value is defined as the second symmetry parameter.

A third parameter (parameter 3) is calculated by computing row-by-row histograms (around the symmetry axis found for the head). These rows are determined as to be the orthogonal straight lines to the symmetry axis passing through the center of gravity. (However, for the second parameter, the histograms of the whole left and right lobes in the segmented image were calculated.) For this reason, two matrices containing histogram values of each lobe are used. The absolute difference of the left and right lobes' matrix components are calculated and summed to form the third parameter. This matrix structure, at the same time gives us information about tumor location.

The proposed algorithm's performance has direct relationship with the tissue segmentation in MR images. If there are many details in the segmented images, even if any tumor does not exist, the proposed parameters (tumor features) will indicate the presence of a tumorous tissue. For this reason, for the segmentation process two feature extraction methods are compared and analyzed. In the first method, main characteristics have been determined by using the neighboring pixel gray level values. In the second method, original image has been examined in eight different bands obtained by using continuous wavelet transformation. The segmentation process is carried out by using an incremental self-organizing map neural network. In the context of representing the tissues, it is thought that the segmentation performance will be increased by both choosing a successful feature extraction method and the proposed neural network.

This study has been tested on an artificial phantom head image, a normal MR head image and four abnormal (with tumor) MR head images. It is observed that, parameters 1 and 2 reveal the existence of the tumor, and parameter 3 determines its location in the MR head image.

1. GİRİŞ

Bu tez çalışmasında manyetik rezonans (MR) kafa görüntülerinde tümör deteksiyonu için beynin sağ ve sol yarısındaki simetriyi, histogram tekniklerini de kullanarak, sayısal olarak ifade eden parametreler incelenmiştir. Simetriden kasıt beynin sağ yarısı ile sol yarısı arasındaki geometrik yapının benzerliğidir, histogram ise beneklerin (piksellerin) gri seviyelerinin sayısal dağılımını ifade etmektedir. Bu iki yöntemi kullanarak MR kafa görüntüsü içerisinde tümör olup olmadığı belirlenebilecektir.

İkinci bölümde, MR görüntüleme ve bölütleme teknikleri üzerinde durulacaktır. MR görüntüleme tekniği ve literatürde bu görüntülerle hastalıkların tanısına yardımcı olmaya yönelik görüntü içerisindeki anormal dokuların ortaya çıkartılmasını sağlayan bölütleme teknikleri üzerinde durulacaktır.

Üçüncü bölümde, artımsal öz-düzenlemeli yapay sinir ağı ile MR görüntülerin bölütlenmesi konusunda bilgi verilecektir. Ayrıca yapay sinir ağının eğitimi, yapısı ve görüntüye ait özniteliklerin çıkartılmasında kullanılan öznitelik çıkartma yöntemleri üzerinde durulacaktır.

Dördüncü bölümde sağlıklı ve hastalıklı MR kafa görüntülerinde simetrisizliğin tespit edilmesi için önerilen yöntem anlatılacaktır.

Beşinci ve son bölümde, bilgisayarlı benzetim sonuçları ve bu sonuçların değerlendirilmesi yapılacaktır.

1.1 Problemin Tanımı

MR görüntüleri, tıp alanında vücuda müdahale etmeden hastalıkların teşhisine yönelik imkânlar sunmaktadır. Bu nedenle, alınan görüntülerdeki bilgilerin hızlı, etkili ve kullanım alanı dışındaki tanı süreçlerine yardımcı olmak için yıllardan beri çalışmalar devam etmektedir.

Bu alıřmalar, bir taraftan kullanılan teknolojinin geliştirilmesi konusunda devam ederken, diğeryandan alınan görüntülerin daha iyi yorumlanması ve sistemin kullanımını kolaylařtırmaya yönelik olarak devam etmektedir. Görüntülerin yorumlanmasında, operasyon sürecinde ve devam eden aşamalarda insan kaynaklı hataları ortadan kaldırmak için otomatik değeriendirme süreçlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Çünkü MR cihazını kullanan her teknisyenin yeterliliğı gerektiğı kadar olmayabilir. Bu nedenle bu tezde, alınan kafa görüntülerinde tümör olup olmadığını otomatik olarak algılayan bir sürecin ilk adımlarından olan tümör parametrelerinin oluşturulması amacıyla yeni parametreler (ü adet öznitelik) önerilmektedir. Ayrıca, parametrelerden bir tanesi, tümör içeren görüntülerde, tümörün pozisyonunun da kabaca belirlenmesini sağılamaktadır.

2. MANYETİK REZONANS GÖRÜNTÜLEME VE GÖRÜNTÜ BÖLÜTLEME TEKNİKLERİ

2.1 Manyetik Rezonans Görüntüleme

Manyetik rezonans görüntüleme, nükleer manyetik görüntülemeden elde edilen bilgilerle geliştirilmiştir. Bu sebeple başlangıçta MR, nükleer manyetik görüntüleme (NMRI) [1,2] olarak adlandırıldı, daha sonra hastalarda “nükleer” kelimesine karşı oluşacak olumsuz etkiden kurtulmak için bu kelime yerine “MRI” ifadesini kullanmaya başladılar.

Yetmişli yılların başında büyük teknolojik gelişmeler tıp alanında köklü değişikliklere neden oldu. Bu değişikliklerin en çarpıcısı kuskusuz manyetik rezonans görüntüleme yönteminin kliniğe girmesidir. Yöntem, sadece en yüksek doku kontrastına sahip olması ile değil, çok düzlemde kesit alınabilmesi, kemik ile dokunun kolayca ayrılabilmesi, akımı doğrudan görüntüleyebilmesi ve ilave olarak biyokimyasal analizlere olanak veren MR spektroskopisi [3] ile de kısa sürede en ilgi çekici radyolojik tanı yöntemi konumuna gelmiştir. X-ışını gibi zararlı etkilerinin olmaması da yöntemin değerini artıran önemli bir özelliğidir.

Bu üstünlüklerine karşın, görüntülerin yorumlanmasındaki zorluk, özellikle yeni başlayanlar için, yöntemi itici kılan önemli bir faktördür. Radyolojik bir görüntünün doğru yorumlanmasında en önemli nokta görüntüdeki gri tonların nasıl oluştuklarının bilinmesidir.

Röntgende ve bilgisayarlı tomografide (BT) [4] bunu bilmek kolaydır: Her iki yöntemde de tonları belirleyen faktör röntgen filmi ve detektörler üzerine düşen X-ışını miktarıdır, X-ışınının az düştüğü yerler beyaza yakın, fazla düştüğü kesimler siyaha yakın gri tonlarda görülürler. MR görüntülerinin yorumlanmasını güçleştiren neden görüntülerdeki beyazlık ve siyahlığın bu kadar kolay açıklanamamasıdır.

Aynı doku yapısı değişikliği (lezyon) bazı kesitlerde koyu görülürken diğerlerinde açık tonda görülür. Bu tonlamalar sadece dokuya ait özelliklere göre değil, görüntüleme tekniklerine göre de değişir. Dahası dokuya ait özellikler manyetik alan gücü ile de değişiklik gösterirler. MR cihazının fizik prensiplerinin de diğer görüntüleme yöntemlerine göre çok karmaşık olması manyetik rezonans görüntülemeyi anlaşılması en güç radyolojik tanı yöntemi haline getirmiştir.

Radyolojik görüntüleme yöntemlerinin çok hızla gelişmekte olduğu bu yıllarda MR görüntüleme tüm dünyada üzerinde en çok çalışma ve araştırmaların yapıldığı, çok hızlı bir biçimde gelişmelerin elde edildiği ve rutin radyolojik incelemeler arasında en çok ilgi çeken yöntemdir. Neden MR sorusuna yanıt, bugün için kabaca birkaç başlık altında verilebilir. Bunlar MR'ın neden kısa zamanda bu derece hızla yaygınlaştığını ve ilgi gördüğünü açıklar. Bununla birlikte görünen odur ki, hızla geliştirilmekte olan yeni teknik ve olanaklar ile kısa bir süre sonra MR'ın tıptaki önemi daha da artacak ve yaygınlaşacaktır.

2.1.1 Manyetik Görüntüleme Yönteminin Avantajları

Aşağıda MR görüntüleme yönteminin diğer görüntüleme yöntemine göre üstünlükleri belirtilmektedir.

1. Radyolojik tanıda kullanılan görüntüleme yöntemlerinin karşılaştırılmasında üç temel özellik önemli yer tutar;
 - a. Çözünürlük (rezolüsyon)
 - b. Hassaslık ya da duyarlılık
 - c. Belirlilik, Kesinlik

Aslında MR görüntülemenin kullanılmaya başlandığı ilk yıllarda 64×64 gibi düşük matris değerleri kullanıldığından, yöntemin uzamsal çözünürlüğü (spatial resolution) BT'den daha yüksek değildi. Ancak, daha sonra yapılan MR incelemelerinde 256×256, hatta 512×512 gibi yüksek matris değerlerinin kullanılmaya başlanması ile uzamsal çözünürlük belirgin derecede artırılmıştır. Buna karşın, yöntemin doku kontrast özelliği diğer tekniklerden belirgin olarak daha iyidir. Bunun basit anlamı; bu teknik kullanılarak patolojik dokular çok kolaylıkla saptanabilir, yani yöntemin duyarlılığı çok

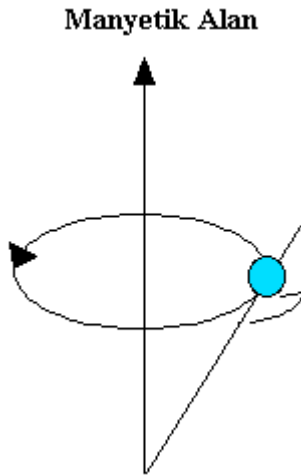
yüksektir. Tekniğin bu yüksek hassasiyeti yanında, kesinliği bu derece yüksek değildir. Bazı durumlarda bir çok patolojik dokunun sinyal özellikleri birbirlerine benzeyebilir; dolayısıyla dokudaki bir patolojinin kolaylıkla görülebilmesine rağmen tanı koymada aynı yüksek başarı elde edilemez.

2. Görüntüleme yöntemi olarak kullanılan diğer tekniklerden farklı olarak, hastanın pozisyonu değiştirilmeden kesit planı değiştirilebilmektedir (multiplanar görüntüleme). Yöntemin bu özelliği, görüntünün elde edilme tekniğinin diğer inceleme yöntemlerine göre farklı olmasından kaynaklanır. Diğer inceleme yöntemlerinde (özellikle BT gibi) hastanın pozisyonunu değiştirmek zorunda olduğumuzdan dolayı inceleme her düzlemde yapılamazken bu yöntemle (MR) hastanın pozisyonu hiç değiştirilmeden her planda kolaylıkla kesit alınabilmektedir. Bu özellik bize lezyonun (hastalıklı doku) üç boyutlu lokalizasyonu açısından değerli bilgiler verir ve hastanın inceleme sırasındaki rahatsızlığını önler.
3. Bu yöntemde iyonize edici radyasyon kullanılmaz ve bir takım üst limitlere uyulduğunda, bugüne kadar hiçbir biyolojik zararlı etkisi bulunamamıştır. Bu özelliği nedeniyle, yöntem normal deneklerde, çocukluk yaş grubunda ve aynı hastada defalarca tekrarlanabilme avantajına sahiptir.
4. MR bize kesitsel anatomik görüntülerde damar ile ilgili (vascular) yapılardaki akım dinamikleri hakkında bilgi vermesi yanında, kontrast madde kullanılmaksızın, sadece damar yapıları (MR anjiyografi) [5] görüntüleyebilme olanağı da vermektedir. MR anjiyografi yöntemi bugün için yalnızca tarama testi olarak değer taşımakla birlikte, çok yakın bir gelecekte geleneksel anjiyografinin yerine geçebilecek özelliklerdedir.
5. Yöntemin bir diğer önemli özelliği, bugün rutin klinik kullanıma girmemiş olsa da, gelecekte çok yararlı olabilecek; ve belki de görüntüleme özelliğinin önüne geçebilecek olan spektroskopi'dir. Bu yöntem ile dokulardaki metabolik prosesleri izleyebilmek ve biyokimyasal analizlerini yapmak olanaklıdır.
6. Yöntemin kendine özgü bir takım artefaktları olmakla beraber, diğer görüntüleme yöntemlerinde bulunan (BT'deki kemik / hava artefaktı gibi)

bazı arefaktlar bu yöntemde görülmez. Bu nedenle diğer teknikler ile iyi görüntülenemeyen pek çok anatomik bölge ve yapının değerlendirilmesi mümkündür. Özellikle “posterior fossa” (kafa arkası çukurluk) ve “medulla spinalis” (omurilik) incelemelerinde temel inceleme yöntemi olarak kullanılmaktadır.

2.1.2 Atomların Manyetik Alan İçindeki Hareketi

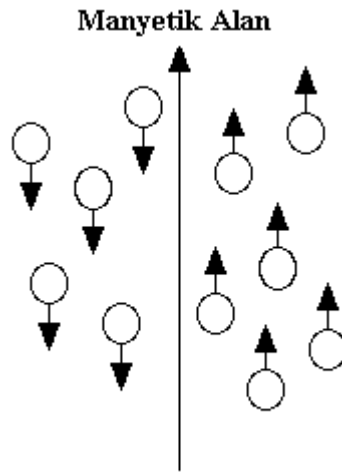
İnsan vücudu henüz keşfedilmeyen milyarlarca hücrelerden oluşmaktadır. Vücudumuzda bulunan hücreler organlarımızın temel yapıtaşı konumundadır. Atomların çekirdeği eksen üzerinde dönme hareketi ya da sallanma hareketi yapar. Atomun çekirdeği, Şekil 2.1’de görüldüğü gibi düşey eksenin civarında biraz saparak kendi eksenini etrafında dönme hareketi yapar.



Şekil 2.1: Atom Çekirdeğinin, Düşey Eksenin Civarında (Biraz Saparak); Kendi Eksenini ve Manyetik Alan Etrafında Dönme Hareketi [6]

Milyarlarca çekirdeğin rasgele döndüğü ya da sallandığını düşünün. İnsan vücudunda çok miktarda atom türü bulunmaktadır. Fakat MR’ı ele aldığımızda hidrojen atomuyla ilgilenilmektedir. Hidrojen atomu, çekirdeğinde tek protonu ve yüksek manyetik momentli olduğundan MR için ideal bir yapıya sahiptir. Yüksek manyetik momentin anlamı, atom manyetik alan etkisinde kaldığı zaman manyetik alana göre yönelmeye yüksek eğilimi var demektir.

Hastayı yerleřtirdiđimiz manyetik rezonans tarayıcı ierisinde manyetik alan, hastanın yerleřtirildiđi tn merkezine dođru uygulanır. Hasta bu durumda sırt ařađı/yukarı uzanıyorsa vcundaki hidrojen atomları ayaklarına ya da kafasına dođru ynelim gsterecektir (řekil 2.2). Dolayısı ile hastanın kafasına ve ayaklarına dođru ynelen atomlar bir kısmı hari birbirlerinin etkisini ortadan kaldıracaktır. Fakat milyonlarcasından, sadece rotadan sapan atomlar MR grntsn elde etmemizi sađlamaktadır.



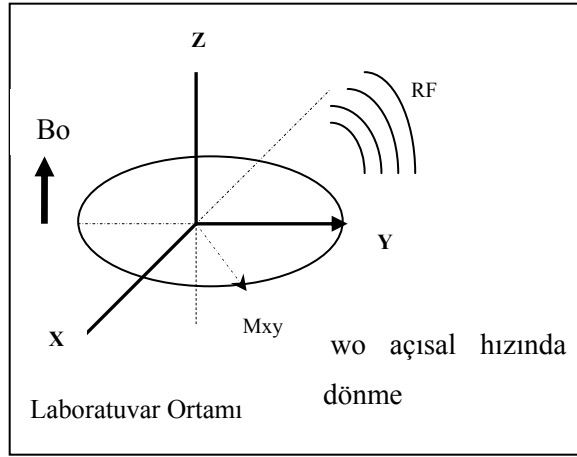
řekil 2.2: Hidrojen Atomlarının Manyetik Alanın Etkisiyle Manyetik Alana Paralel ve Anti-paralel Olarak Sıralanması [6]

2.1.3 RF Teknolojisi

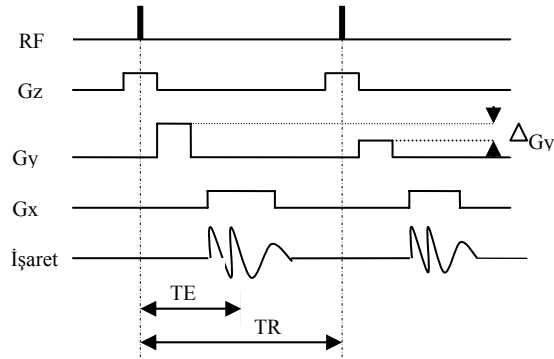
MR cihazları hidrojen atomlarına zel radyo frekansları darbeleri uygularlar. Sistem RF darbelerini vcutta incelemek istediđimiz alana dođru ynlendirir. Bu darbeler uygulandıkları alanda protonların zıt ynde sallanma ya da dnme hareketini yapmalarını sađlayan enerjileri sođurmalarına neden olur. Bu durum MR'ın rezonans kısmını tanımlar. RF darbeleri milyonda bir atomdan eřlenemeyen bir ya da ikisini belli bir yn ve frekansta dnmeye zorlar. Bu zel frekansa ‘‘Larmor frekansı’’ denir (řekil 2.3(a)). Bu frekans grntlenen doku tipine uygulanan manyetik alanın byklđne bađlıdır.

RF darbeleri genellikle bir sargılı bobin zerinden uygulanır. MR cihazları farklı vcut organları iin farklı bobinler ile kullanılır [6].

RF darbeleri kesildiği zaman hidrojen atomları yavaş yavaş doğal hızlarına manyetik alan içinde kavuşurlar ve fazladan depolanan enerjilerini serbest bırakırlar. Bu aşamada protonlar bobin sargıya bir işaret gönderirler ve bu işareti bobin sargı görüntüleme cihazına aktarır. Bu aşamada gradient magnetler sayesinde hastanın pozisyonu değiştirilmeden istenilen görüntüler elde edilebilir (Şekil 2.3(b)). Sistemin bu aşamada aldığı matematiksel veri Fourier dönüşümleri kullanılarak görüntülere dönüştürülür. Bu aşama MR'ın görüntüleme aşamasıdır.



(a)



(b)

Şekil 2.3: (a) RF Darbesinin Uygulanması (b) RF Darbesi ve Gx, Gy ve Gz Yönünde Uygulanan Gradyan Manyetik Alan Değişimleri İle Elde Edilen İşaret [6]

Manyetik rezonans görüntülerin görüntüleme aşamasında TR, TE sürelerine bağlı olarak T2-ağırlıklı [7] ve T1-ağırlıklı [8] görüntüler elde edilir. T1-ağırlıklı ve T2-ağırlıklı görüntülerde dokuların kontrast özellikleri Tablo 2.1’de verilmiştir.

- TR süresi, RF darbesinin iki 90 derece arasında tekrarlama süresi (Şekil 2.3(b)).
- TE süresi ise RF darbesi ile işaret yakalama arasındaki zaman (Şekil 2.3(b))

Kısa TR , kısa TE ($TR < 1000\text{ms}$, $TE < 30\text{ms}$) - T1-ağırlıklı görüntü.

Uzun TR , uzun TE ($TR > 2000\text{ms}$, $TE > 80\text{ms}$) - T2-ağırlıklı görüntü.

Tablo 2.1: T1-ağırlıklı ve T2-ağırlıklı Görüntülerde Dokuların Kontrast Özellikleri [6]

	WM	GM	Su	Kemik	Hava	Tümör	Enfarktüs
T1-ağırlıklı	Parlak	Gri	Karanlık	Karanlık	Karanlık	Karanlık	Karanlık
T2-ağırlıklı	Karanlık	Açık	Parlak	Karanlık	Karanlık	Parlak	Parlak

WM: Beyaz madde, **GM:** Gri madde, **Enfarktüs:** Damar tıkanması, yetmezlik

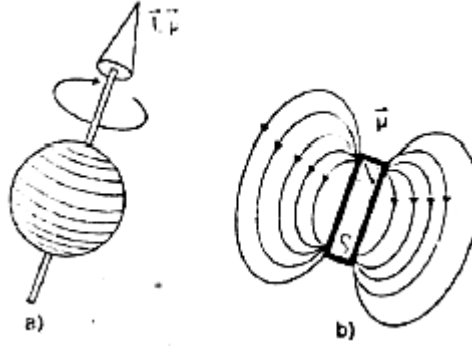
2.1.4 Nükleer Manyetik Rezonans'ın (NMR) Prensipleri

2.1.4.1 Atomik Çekirdeklerin Manyetik Alandaki Davranışları

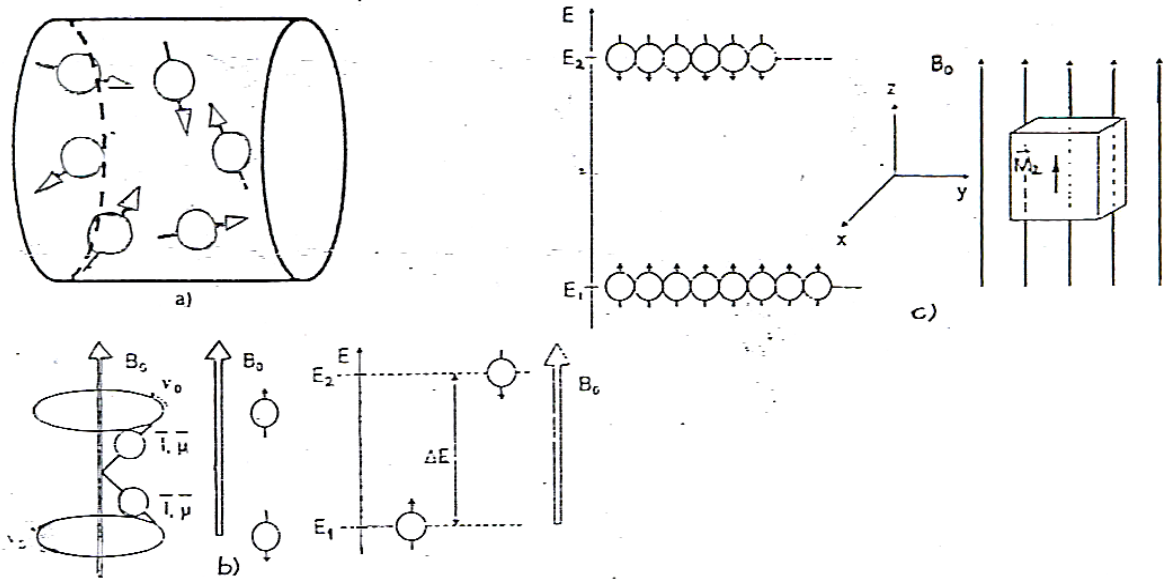
İnsan vücudundakiler de dahil olmak üzere doğadaki (tek valans elektronuna sahip) çekirdekler, sürekli olarak kendi eksenleri etrafında spin atarak dönerler (Şekil 2.4a). Bu spin işlemi ile oluşan manyetik dipol, tüm çekirdeklerde manyetik bir moment oluşturur (Şekil 2.4b).

Nükleer spin ve manyetik moment birbirlerine paralel olan vektörel niceliklerdir. Normal şartlarda termal denge sağlandığında bu vektörlerin yönleri rasgele dağılır (Şekil 2.5a). Sabit bir manyetik alan uygulandığı takdirde, bu çekirdekler (veya vektörler), kuantum mekaniği kurallarına uygun olarak uygulanan alana paralel şekilde -alan ile aynı yönde veya ters yönde- dizilir. Aynı yöndeki atomların (düşük enerji seviyesi) sayısı ters yöndeki atomların (yüksek enerji seviyesi) sayısından bir miktar büyüktür (Şekil 2.5b). Çekirdekler -manyetik alanda termal dengedeysen- aynı yöne veya ters yöne bir geçiş yaparken, bu hareket esnasında komşularıyla çarpıştıkça enerji emme ve yayma eğilimindedirler. Ortalama olarak çok küçük de

olsa alan ile aynı yönde çekirdeklerin sayısı, diğer yönde bulunan çekirdeklerin sayısından -yaklaşık milyonda bir kadar- fazladır [6]. Bu farkın sonucunda uygulanan manyetik alan doğrultusunda net bir manyetizasyon oluşur (Şekil 2.5c). Bu bir anlamda klasik fizikteki manyetizasyon vektörüdür.

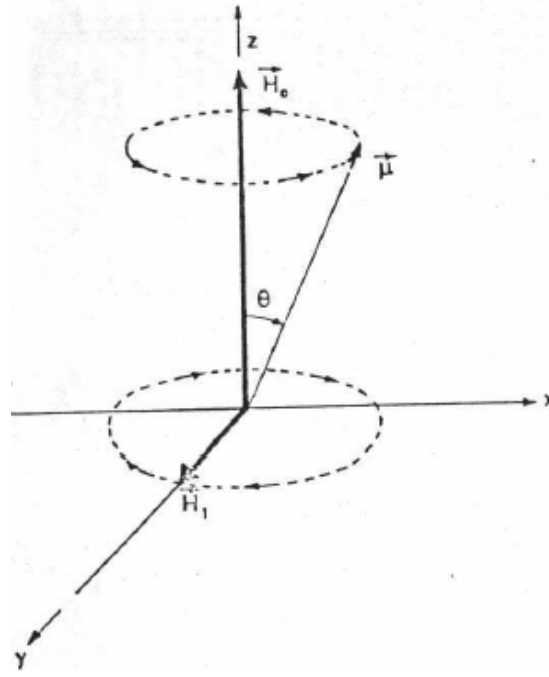


Şekil 2.4: Çekirdeğin Manyetik Özellikleri [23]



Şekil 2.5: Manyetik Alan İle Aynı ve Ters Yöndeki Çekirdekler İle Bu Duruma Karşı Düşen Enerji Düzeyleri [23]

Dönme işlemi sırasında çekirdekler, manyetizasyon vektörü doğrultusundan bir miktar saparak eğilir. Buradaki eğirme (prezesyon hareketi), yerçekimi etkisi altında vektörün üst kısmının spin atarak daire çizmesidir. Burada vektör, hem kendi eksenini etrafında hem de toprağa dik bir eksen etrafında döner (Şekil 2.6).



Şekil 2.6: Eğirme (Prezesyon) [6,23]

Uygulanan alan yönü z-ekseni olmak üzere M magnetizasyonunun M_z ve M_{xy} olmak üzere iki bileşeni olduğunu varsayarsak, M_z bileşeninin sabit kaldığı M_{xy} bileşeninin ise açısal frekansı ω olan dairesel bir hareket çizdiği görülür. ω açısal frekansı, uygulanan B manyetik alanı ile orantılıdır (Eşitlik (2.1)).

$$\omega = \gamma B \quad (2.1)$$

Burada γ sabiti cayromanyetik oran olarak adlandırılır ve çekirdek tipine göre değişir. Yukarıdaki eşitliğe “Larmor eşitliği” ve ω frekansına ise “Larmor frekansı” denir. Eşitlikte uygulanan manyetik alan ile eğirme frekansı arasındaki bu basit ilişki, manyetik rezonans görüntülemenin temelini teşkil eder. Objeye uzamsal olarak değişken bir manyetik alan yoğunluğu uygulandığı zaman, Larmor eşitliği sayesinde frekans bilgisi ve pozisyon arasında bir ilişki kurulacaktır.

2.1.4.2 Çekirdeklerin Radyo Frekans Darbeleri Yoluyla Uyarılması

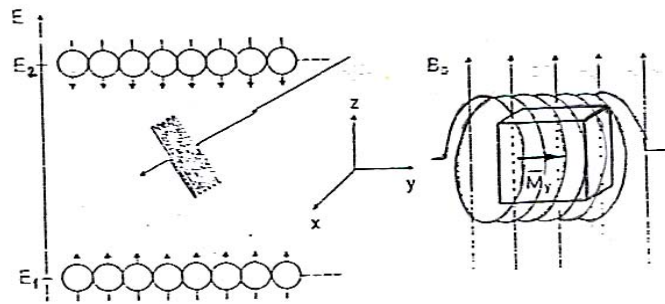
Bir önceki bölümde anlatılan iki durum arasındaki geçiş belirli miktarda elektromanyetik radyasyon soğurularak gerçekleştirilebilir. Elektromanyetik radyasyonun enerjisi Eşitlik 2.2’deki formülle verilir.

$$\Delta E = h f_0 \quad (2.2)$$

Burada ΔE ; iki durum arasındaki enerji farkı, h ; “Planck” sabiti, f_0 ; “Larmor” eşitliğine göre çekirdeğe uygulanan B_0 manyetik alanıyla bulunan elektromanyetik darbenin frekansdır. Bu frekans Eşitlik 2.3’te verilen formülle hesaplanır.

$$f_0 = (\gamma / 2\pi) B_0 \quad (2.3)$$

MR tekniğinde iki durum arasındaki geçiş, nükleer spinin yönünün tersine dönmesi anlamına gelir. Çekirdek uygun bir RF frekansı ile enerjilendirildiğinde z eksenini doğrultusundaki M_z net magnetizasyon sıfıra gider ve tüm magnetizasyon xy ekseninde ortaya çıkar [6]. Bu durumun oluşması frekansı f_0 olan kısa bir darbe ile sağlanır (hidrojen çekirdeği için 1000 Gauss’luk bir alanda $f_0 = 4.2576$ MHz). Magnetizasyon vektörü 90° döndürüldüğünden (z ekseninden xy eksenine), meydana gelen radyo frekans darbesi (RF) 90° darbesi olarak adlandırılır (Şekil 2.7).



Şekil 2.7: 90° Darbesi ve Etkileri [23]

Bu radyo frekans darbesi, nesnenin içine girdiği bir bobin düzeneği ile sağlanabilir. Bazı uygulamalarda, RF ile gönderilen enerji sayesinde, alana ters yönde bulunan çekirdek sayısının alan ile aynı yönde bulunan çekirdek sayısından fazla olması sağlanır. Bu durumda M_z manyetizasyon vektörü, z ekseninin ters yönünü gösterir. Bu çeşit darbeler, 180° darbeleri olarak adlandırılır.

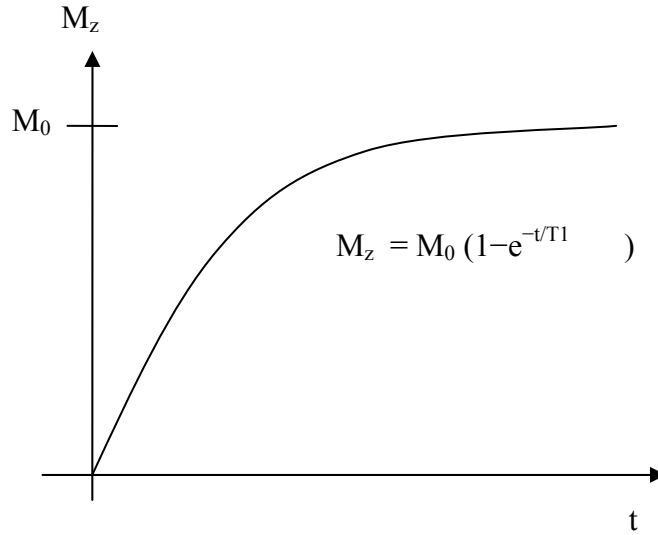
2.1.4.3 RF Darbesinin Kesilmesinden Sonra Çekirdeklerin Gevşemesi

Uyarılmış durumdaki çekirdekler radyo frekans darbesinin sonunda normal durumlarına dönerler. Orijinal duruma dönerken bu dönüşün iki bileşeni ayrı ayrı

incelenir. Bunlardan birincisi M_z 'nin yeniden meydana çıkması ve orijinal yoğunluğuna -eski durumuna- dönmesidir. İkincisi ise M_{xy} bileşeninin sıfıra gitmesidir. Bunlardan ilki, *boyuna gevşeme* (longitudinal relaxation) [6] olarak adlandırılır. Çünkü burada z bileşeninin denge durumuna -eski durumuna- dönmesi söz konusudur. Bu geçiş hareketi, üsteldir ve eşitlik (2.4)'te verilen formülle hesaplanır.

$$M_z = M_0 (1 - e^{-t/T_1}) \quad (2.4)$$

Burada M_0 ; orijinal magnetizasyon, T_1 ise boyuna gevşeme zamanı olarak adlandırılan bağıl zaman sabitini göstermektedir (Şekil 2.8).

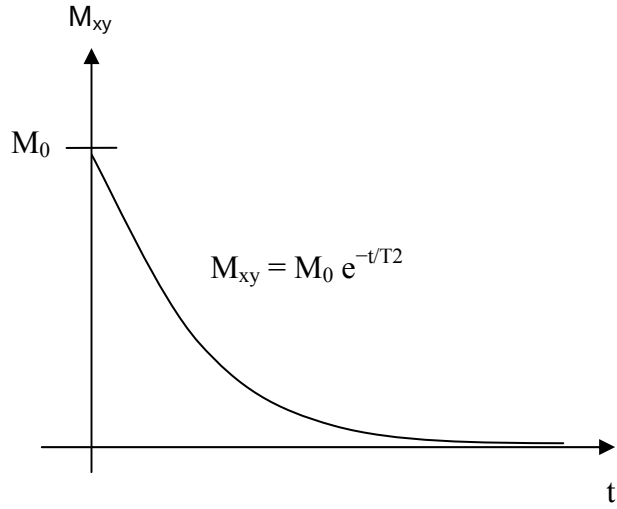


Şekil 2.8: Boyuna Gevşeme [6]

Orijinal duruma dönmenin ikincisi ise *enine gevşeme* (transverse relaxation) [6] olarak adlandırılan M_{xy} 'nin sıfıra düşmesidir. Bu dönüş işlemi eşitlik 2.5'te verildiği gibi üstel bir azalma gösterir.

$$M_{xy} = M_0 e^{-t/T_2} \quad (2.5)$$

Burada T_2 zaman sabiti, enine gevşeme zamanı olarak adlandırılır (Şekil 2.9).



Şekil 2.9: Enine Gevşeme [6]

T_1 zaman sabiti ayrıca spin-kafes gevşeme süresi (spin-lattice relaxation time) olarak adlandırılır. Çünkü buradaki enerji transferi, uyarılmış çekirdekten bu çekirdeğin çevreleyen moleküler ortama (kafese) doğrudur. T_2 ise T_1 'e alternatif olarak spin-spin gevşeme süresi adlandırılır. Çünkü buradaki enerji transferi, uyarılmış çekirdekten spin değişiminin olduğu komşu çekirdeklere doğrudur. İlki enerjinin ısı şeklinde moleküllere yayılmasıyla; ikincisi ise çevredeki moleküllerin manyetizasyonu ile ilgilidir.

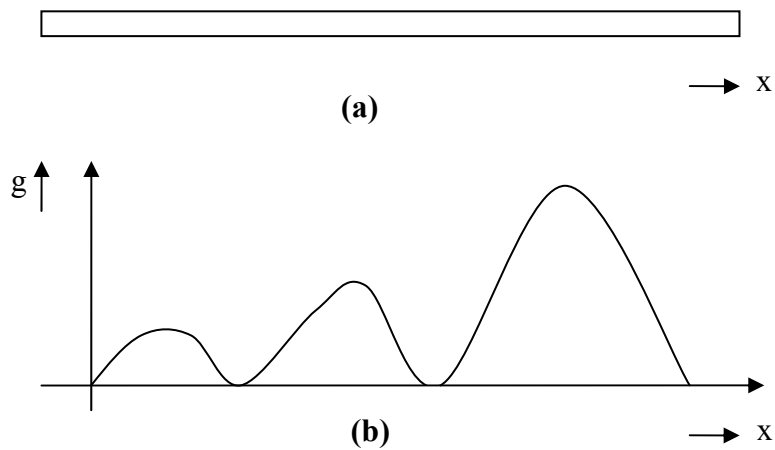
2.1.4.4 MR İşaretlerinin Algılanması

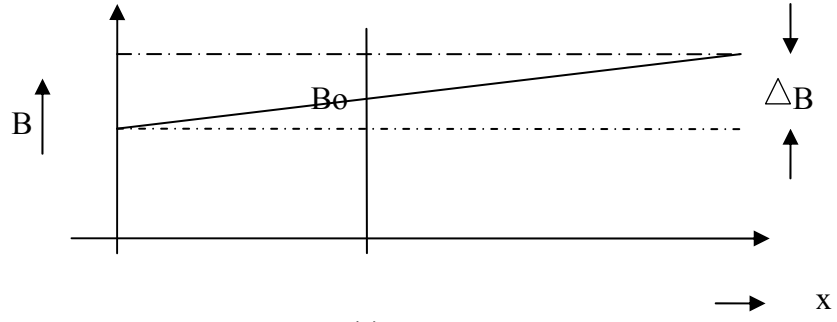
Nükleer eğirme veya osilasyonun frekansı f_0 aynı zamanda bobindeki manyetizasyonla ilişkili osilasyonunun da frekansıdır. Manyetik alan içinde önce alınıp sonra serbest bırakılan enerji sonucu, bobinde ölçülebilen bir voltaj indüklenir ve bu sönümlü salınımın frekansı, f_0 dır. Bu şekilde elde edilen MR işaretleri “Free Induction Decay” veya kısaca FID [6] işaretleri olarak adlandırılır. Bobin hem verici hem de alıcı olarak kullanılır.

f_0 frekansı manyetik alan yoğunluğuna bağlı olduğu için, vücut içindeki her nokta, yoğunluğu değişen alan içinde farklı frekanslar yayacaktır. Uzamsal olarak değişken manyetik alan, sabit bir alan üzerine yerleştirilen gradyan alanlar yardımıyla üretilir. Bu durumda alıcı bobinde ortaya çıkan frekans, MR işaretleri yayan çekirdeğin pozisyonu hakkında bilgiler içerir. Çekirdeklerin yoğunluğu (H için su miktarı) ise,

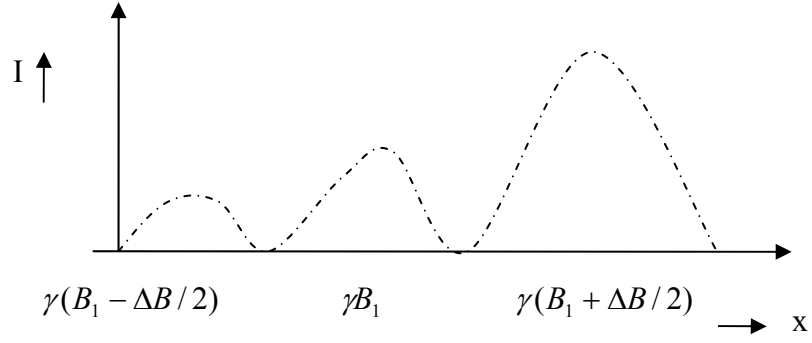
spektrum (Fourier) analizine benzer metotla elde edilebilir, yayılan frekansın genliği ile ilişkilidir.

Tek boyutlu proton (hidrojen atomu) dağılımının olduğu durum Şekil 2.10(a-d)'da gösterilmiştir. Buradaki obje, içinde düzensiz bir proton (su) dağılımına sahip olan bir borudur (Şekil 2.10a). Proton yoğunluğunun (g) mesafeye (x) bağlı değişimi de şekilde gösterilmiştir (Şekil 2.10b). Yapılacak ilk şey boruyu uniform manyetik bir alana yerleştirmektir. Daha sonra boru içindeki protonları uyarmak amacıyla obje içine -çekirdeklere- kısa f_0 frekansında radyo frekans darbesi uygulanır. Darbe bir süre sonra kesilir ve sabit manyetik alan üzerinde x eksenı boyunca değişen manyetik gradyan oluşturulur. Bu gradyan alan, sistem içindeki diğer bobin parçaları kullanılarak uygulanır. Manyetik alan yoğunluğu boru boyunca $[B_0 - (1/2)\Delta B_0]$ dan $[B_0 + (1/2)\Delta B_0]$ a değişim göstermesi sağlanır (Şekil 2.10c). RF darbesinin bittiği ve değişken manyetik alanın uygulandığı anda detektör bobininde indüklenen voltaj hemen ölçülür. Ölçülen işaret, obje içindeki her bir protondan gelen işaretlerin toplanmasıyla oluşmuştur. Bu işaretin frekans spektrumu bulunur. Larmor eşitliğine göre bu işaretlerin açısal frekansları, $\gamma[B_0 - (1/2)\Delta B_0]$ ile $\gamma[B_0 + (1/2)\Delta B_0]$ arasında değişir. Frekanslar pozisyonu gösterirken, toplam işaretin Fourier dönüşümünün modül değerleri ise, o frekanstaki (pozisyondaki) protonların yoğunluğunu verecektir (Şekil 2.10d). Sonuç spektrum, protonların uzamsal dağılımlarını gösterir. Şekil 2.11'de MR kafa kesit görüntüsü verilmiştir.



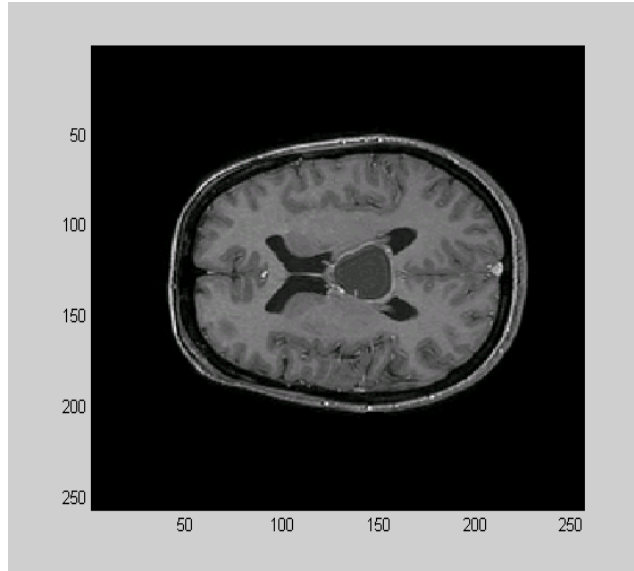


(c)



(d)

Şekil 2.10: Proton Dağılımını Gösteren Tek Boyutlu Basit Bir Örnek [23]



Şekil 2.11: MR Kafa Kesit Görüntüsü [23]

2.2 Manyetik Rezonans Görüntüleri Bölütleme Teknikleri

Bölütleme sayısal görüntülerin bölgeler halinde parçalanmasına karşılık gelmektedir. Bilgisayar dilinde ise sayısal görüntüyü oluşturan bölgeleri (piksel kümelerini) özelliklerine bağlı olarak birbirinden ayırıştırma işlemi olarak tanımlanabilir. Burada amaç analizi kolaylaştırmak ve anlamlı hale getirmek için görüntünün gösteriminde değişiklikler yapmaya dayanmaktadır. Bölütleme [9] tipik olarak görüntü içerisindeki objelerin (çizgi, eğri, vs.) sınırlarını belirlemede kullanılmaktadır.

Bölütleme sonucunda, bütün süreç birlikte düşünüldüğünde görüntünün tamamını içeren bölgeler ya da objelere ait kontur'lar ortaya çıkarılır. Bir bölgedeki piksellerden (beneklerden) her biri bazı karakteristik özellikleri ya da hesaplanan özellikleri bakımından (renk, yoğunluk veya doku (texture)) benzerlik taşır. Komşu bölgeler ise özellikleri bakımından önemli derecede birbirinden farklıdır [10].

Görüntü bölütlemenin uygulama alanları:

1. Medikal Görüntüleme
 - Tümör ve diğer anormal dokuların yerini belirleme
 - Dokuların hacminin hesaplanması
 - Bilgisayar destekli cerrahi müdahale
 - Teşhis, tanı
 - Tedavi planı
 - Anatomik çalışmalarda
2. Uydu görüntülerinde nesnelerin yerini belirlemede
3. Yüz belirleme sistemleri
4. Otomatik trafik kontrol sistemleri

Görüntü bölütleme için çok sayıda algoritma ve yöntem geliştirilmektedir. Çünkü bu problemi çözmek için henüz genel bir yöntemle ulaşılamamıştır. Bu nedenle ayrı ayrı ya da birkaç yöntem ve algoritma birlikte kullanılarak çözüme ulaşılabilmektedir.

Bölütleme yöntemlerini algoritmalarına göre aşağıdaki sınıflara ayırabiliriz:

Öbekleme Yöntemleri (Clustering Methods):

Öbekleme görüntünün K tane alt kümeye bölünmesine dayalı yinelemeli (iteratif) bir tekniktir. Bilinen bir öbek oluşturma algoritması olan k-ortalamlar (k-means) algoritmasının adımları aşağıda verilmiştir [11]:

1. K tane küme merkezi rasgele ya da el ile (manuel) tespit edilir.
2. Her pikseli, küme merkezi ile piksel arasındaki varyansı en küçük yapan kümeye dahil et.
3. Küme merkezini küme içerisindeki tüm piksellerin ortalamasını alarak tekrar hesapla
4. Adım 2 ve 3'ü piksellerin kümeyi etkilemediği duruma kadar tekrarla.

Bu yöntemde varyans piksel ile küme merkezi arasındaki karesel farka dayanmaktadır. Bu fark, tipik olarak piksel rengine, yoğunluğuna, dokusuna ve lokasyonuna bağlıdır ya da bu faktörlerin ağırlıklandırılmış kombinasyonlarından oluşmaktadır. K değeri deneye dayalı, manuel ya da rastgele seçilebilir.

Bu algoritma yakınsamayı garantilememektedir, fakat ulaşılan en iyi sonuç olmayabilir. Sonuç K değerine ve başlangıç kümelerinin tespitine bağlıdır.

Histogram Temelli Yöntemler:

Bu yöntem diğer bölütleme teknikleri ile kıyaslandığında en verimli yöntemdir. Çünkü karmaşık bir yapıya sahip değildir yani piksel üzerinde birkez işlem yapılmaktadır. Bu teknikte görüntü içerisindeki bütün piksellerden histogram hesaplanır. Histogram içindeki tepe ve en küçük noktalar (peaks and valleys)'dan görüntü içindeki öbekler belirlenir [9]. Burada renk veya yoğunluk kullanılabilir.

Bu yöntemin daha başarılı hali histogram-arama (histogram-seeking) yöntemidir ki bu histogram-arama yöntemi tekrarlamalı bir şekilde uygulanarak öbekler alt öbeklere bölünebilmektedir. Alt öbeklere bölme işlemi tüm öbeklerin oluşturulmasına kadar tekrar edilmektedir [9,12].

Histogram-arama yönteminin dezavantajı ise bazı durumlarda önemli tepe ve en küçük değerleri bulamamasıdır. Bu durum yöntemin kalitesini ve kullanılabilirliğini etkilemektedir.

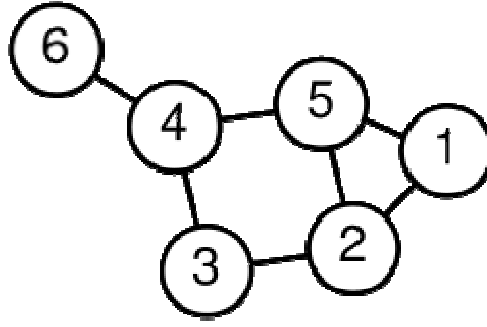
Bölge Büyütme Yöntemleri (Region-Growing):

Bu yöntemde, bir bölge tek bir piksel ile başlar. Komşu pikseller arasında özyinelemeli olarak incelenir ve eğer bölgeye uygun bir piksel ise bölgeye eklenir. Bir piksel bölgeden çok farklı bir özelliğe sahip ise yeni piksel yeni bir bölgenin başlangıcı olarak alınır [9].

Bu tekniğin bir çeşidi Haralick ve Shapiro (1985) tarafından ortaya atılmıştır, bu yöntem piksel yoğunluklarını referans almaktadır. Bölgenin ortalama değeri, bölgenin saçılması (scatter) ve bölge pikselinin yoğunluğu test istatistiklerinin hesap edilmesinde kullanılmaktadır. Eğer test değerleri yeterince küçük ise piksel bölgeye dahil edilir ve ardından ortalama ve dağınıklık tekrar hesap edilir. Aksi durumda ise piksel bölgeye dahil edilmez. Bu yeni piksel yeni bir bölge oluşturmak için kullanılır.

Graf Bölüntüleme (Graph Partitioning) Yöntemi:

Normalize kesimler (normalized cuts) yöntemi ilk olarak Shi ve Malik (1997) [13] tarafından ortaya atıldı. Bu yöntemde bölütlenen görüntü ağırlıklı yönlendirilmemiş graf (undirected graph) olarak modellenir. Her piksel graf içerisinde düğüm olarak tanımlanır ve görüntü içerisinde kenarlar her piksel çifti için oluşturulur. Kenara ait ağırlık pikseller arasındaki benzerliğin ölçüsü olarak ifade edilir. Daha sonra görüntü aynı bölge içerisindeki kenarlar çıkarılarak ayrık kümelerle dönüştürülür. Graf'ın en iyi bölüntüleme işlemi; çıkarılan kenarların ağırlıklarını en küçük olacak şekilde düzenleyen durumda gerçekleşmektedir. Şekil 2.12'de grafın görüntü bölütlemesindeki karşılığı, 1 ile 6 arasında numaralandırılmış düğüm noktalarının oluşturduğu sınır bölgelerini göstermektedir. Düğümler arasındaki bağlantılar ise kenarları göstermektedir.



Şekil 2.12: Etiketlenmiş Graf, 6 Düğüm ve 7 Kenarın Görüntüsü

Düğüm = {1,2,3,4,5,6}, Kenarlar = {{1,2},{1,5},{2,3},{2,5},{3,4},{4,5},{4,6}}

Model Tabanlı Bölütleme Yöntemleri:

İç kuvvetler (internal forces) ve görüntüden hesaplanan kuvvetler ile model objenin sınırlarının belirlenmesine dayanmaktadır. Şablon olarak istatistiksel modeller kullanılmaktadır. Active Contour [14] , GVF [15] ve Active Shape Model bu gruba girmektedir.

Yarı Otomatik Bölütleme Teknikleri:

Bu yöntemde işlemi yapan kişi el marifeti ile ilgilenilen alanı belirler ve yukarda bahsedilen ya da özel bir algoritma ile görüntünün içindeki nesnenin sınırları belirlenir. Bu gruba aynı zamanda Model Tabanlı Bölütleme teknikleri de uygulanmaktadır.

Kenar Belirleme Yöntemleri:

Bu yöntemde kenar belirleme, görüntü içerisindeki objenin sınırlarını bulmaya dayanmaktadır. Sınırlar bulunduktan sonra objeye ait kapalı bölgeler oluşturmak için gerekirse kenarlar güncellenir.

- Kenar Belirleme
- Sınır Bulma (Boundry detection)
- Hough Dönüşümü

Yeni Yöntemler:

- Yapay sinir ağı ile bölütleme

Bu çalışmada, MR kafa görüntüleri artımsal bir yapay sinir ağı kullanılarak bölütlenmiştir.

3. ARTIMSAL ÖZ-DÜZENLEMELİ YAPAY SİNİR AĞI İLE MR GÖRÜNTÜLERİN BÖLÜTLENMESİ

Manyetik rezonans görüntülerinin otomatik olarak bölütlenmesi, görüntü içerisindeki alanların yorumlamasında etkili ve teşhise yardımcı olacak sonuçlar üretmektedir.

Görüntü bölütlenmesi, doku bölütleme konusunda doğru veri uzayının oluşturulması genel bir problemdir. Yöntemlerin kullanışlı olabilmesi için sınıflar yeteri kadar iyi temsil edilmelidir. Literatürde medikal görüntülerden arzu edilen bilgiyi çıkarabilmek için değişik öznitelik çıkartma yöntemleri kullanıldığı gözlenmektedir. Dokuları en iyi temsil eden öznitelikleri belirleme süreci, bölütleme sonucunu doğrudan etkileyecek önemli bir problemdir. Literatürde çok sayıda öznitelik çıkartma yöntemi bulunmaktadır. Buna rağmen tüm dokuları temsil eden genel bir yöntem bulunmamaktadır. Literatürde oto-korelasyon katsayıları [16], gri-seviye temelli yaklaşımlar [17,18], varlık matrisi [19], dalgacık dönüşümü [20], ayrık kosinüs dönüşümü [21] ve ayrık Fourier [22] sıkça kullanılmaktadır.

Literatürde MR görüntüleri bölütlemeye çeşitli teknikler kullanılmaktadır. Burada tez çalışmasında kullanılan artımsal öz-düzenlemeli ağı (ArÖz ağı) yapısı hakkında bilgi verilecektir [23].

3.1 Bölütlemeye Kullanılan Öznitelik Çıkartma Yöntemleri

Literatürde öznitelik çıkartmada kullanılan çok sayıda yöntem bulunmaktadır. Bu çalışmada, dalgacık modeli ve gri-seviye temelli yaklaşımlar üzerinde durulacaktır.

3.1.1 Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık terimi ilk kez Alfred Haar tarafından 1909 yılında bir tezde ortaya atılmıştır [24]. Dalgacık yönteminin yayılması Y. Meyer ve arkadaşları tarafından sağlanmıştır. Fakat ana algoritma 1988'deki Stefan Mallat'ın çalışmalarına kadar

uzanmıştır [25]. İşaret çözümüleme yaklaşımlarının temel amacı uygun bir dönüşüm metodu uygulandıktan sonra işareten istenen bilgiyi elde etmektir. Uygulanan dönüşümün tersinebilir olması, dönüştürülmüş işaretin orijinal işareti birebir temsil etmesi anlamına gelmektedir. Parametre kestirimi, kodlama, veri sıkıştırma ve örüntü tanıma gibi daha karmaşık işaret çözümüleme işlemlerinde, aranan özelliklerin daha belirginleşeceği beklenir ve bu işlemler dönüştürülmüş işaret üzerinden gerçekleşir [26,27].

Dalgacık dönüşümü, Fourier dönüşümü gibi durağan işaret analizinde kullanılan ve bir işareti farklı ölçeklerdeki çözünürlük seviyelerinde tek bir fonksiyonu genişleterek ayrıştıran, önemli bir matematiksel yöntemdir.

Dalgacık dönüşümünü Fourier dönüşümünden ayıran en önemli özellik Fourier dönüşümünde bir işaretin frekans içeriği verilirken Dalgacık dönüşümünde, verilen bir işaretin yerel (hem zamanda ve hem de frekansta) temsili sağlanır.

3.1.1.1 Sürekli Dalgacık Dönüşümü

Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD), işaretin dalgacık fonksiyonunun ölçeklenmiş ve kaydırılmış haliyle çarpılıp tüm zaman boyunca toplanmasından elde edilir (Eşitlik 3.1). Burada $\varphi(t)$ ana dalgacık fonksiyonu olarak ifade edilir. $\Psi(a,b)$ sürekli dalgacık dönüşümü, a ölçek (frekans) parametresi ve b de zaman (öteleme) parametresidir.

$$\psi(a,b) = \frac{1}{\sqrt{2}} \int f(t) \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3.1)$$

Günümüzde dalgacık dönüşümünün çoğu sayısal sinyal işleme uygulamalarının temeli olmasının başlıca nedeni; sinyalin farklı zaman aralıklarında içerdiği yüksek veya alçak frekans bileşenlerinin zaman-ölçek domeninde ideal olarak yerinin tayin edilmesinin sadece dalgacık dönüşümü ile yapılabilmesidir. Dalgacık dönüşümü ile elde edilen sinyalin zaman-ölçek gösteriliminde yerine göre zaman çözünürlüğünden ödün verilirken, yerine göre de frekans çözünürlüğünden ödün verilir. Dalgacık dönüşümü ile elde edilen sinyalin zaman-ölçek gösterimi sinyalin içerdiği tüm bileşenleri yani bilgiyi ve detayı ideal olarak en iyi ayrıntısına kadar yansıtmaktadır. Anlaşıldığı gibi dalgacık dönüşümü ile hem ideal zaman-ölçek çözünürlüğü elde

edilmekte hem de çoğu uygulama için önem değeri yüksek olan sonuçların elde edilme hızı en yüksek seviyeye çekilmektedir. Dalgacık dönüşümü ile sinyallerin içerdiği bileşenlerin zaman ve ölçek domenindeki yeri kesin olarak tayin edilebilmektedir [24].

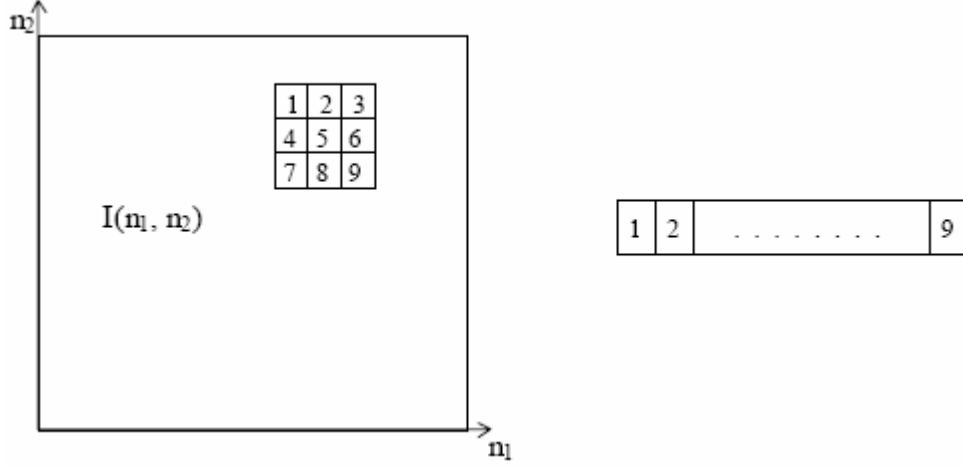
SDD'nin ölçek parametresi büyük olduğu zaman, görüntünün alçak frekans bileşenleri görünmeye başlar; ölçek değeri azaltılırsa, görüntü içindeki yüksek frekans bileşenleri daha belirgin olacaktır.

3.1.1.2 Ayrık Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık katsayılarını her olası ağırlık için hesaplamak çok fazla işlem yapmayı gerektirmektedir ve bunun sonucunda aşırı sayıda veri elde edilir. Bunun yerine ikinin katlarını temel alacak bir şekilde ağırlıkları ve pozisyonu seçersek yapacağımız analizler çok daha etkin olacaktır. Dalgacık katsayılarını hesaplamada kullanılan bu işleme Ayrık Dalgacık Dönüşümü (discrete wavelet transform) denmektedir. Bu işlemi gerçekleştirmek için uygulanan etkin bir yol 1988 yılında MALLAT tarafından filtreler kullanılarak geliştirilmiştir. MALLAT algoritması, işaret işleme topluluğu arasında iki-kanal alt band kodlayıcı olarak bilinen klasik bir yoldu. Bu işlem, hızlı bir dalgacık dönüşümü yapan çok pratik bir filtre algoritmasıdır.

3.1.2 Komşu Benek Genlik Dağılımı

Görüntü sınıflamada en basit ve en çok kullanılan öznitelik çıkartma yöntemidir. Öznitelik vektörünün elemanları, merkez benekğin bir ya da iki komşuluğundaki beneklerin gri ton değerleri alınarak oluşturulur. Şekil 3.1'de görüntü içerisinde bir komşuluktaki gri değerler alınarak vektör elemanlarının oluşturulması gösterilmiştir.



Şekil 3.1: Komşu Benek Genlik Dağılımı Yöntemiyle Görüntüden Öznitelik Vektörünün Oluşturulması [23]

3.2 Yapay Sinir Ağı İle Bölütleme

Uygun veri temsili, bölütleme veya sınıflama işlemlerinin başarımını önemli ölçüde etkiler. Sınıflayıcı başarımını arttırmak için öncelikle fiziksel süreci iyi temsil eden öznitelikler bulunmalıdır. Doğru öznitelikler belirlenmezse, bölütleme/sınıflama başarımı istenilen düzeye ulaşamayacaktır. Bu durumda, problemin çözümü sınıflayıcı yapılarında araştırılır ve çalışmada bölütleme işlemi için sınıflayıcı olarak bir yapay sinir ağı kullanılarak çözüm aranmıştır.

YSA'ları sınıflayıcı olarak kullanmak için dört sebep sıralanabilir:

1. Çözümü temsil eden ağırlıklar iteratif olarak bulunur.
2. YSA fiziksel olarak gerçekleştirilebilen basit yapılardan oluşmaktadır.
3. YSA kompleks sınıf dağılımlarını kolaylıkla temsil edebilir.
4. YSA'nın genelleme özelliği sayesinde eğitim kümesinde bulunmayan vektörler için doğru kararlar üretilir.

Eğiticişiz öğrenmede, ağ kendini oluşturan düğümlerin ağırlıklarını, öznitelik uzayında öznitelik vektörlerinin dağılımlarını analiz ederek belirler. Bu tip öğrenmede arzu edilen çıkış yoktur veya arzu edilen çıkış eğitim algoritmasında kullanılmaz.

3.2.1 Artımsal Öz-Düzenlemeli Yapay Sinir Ağı

Ağın iki önemli özelliği ön plana çıkmaktadır:

1. Eğitim sırasında düğüm sayısı ihtiyaca göre otomatik olarak belirlenmektedir.
2. Ağın eğitiminde eğitici kararlarını kullanmaya ihtiyaç yoktur. Artımsal öz-düzenlemeli (ArÖz) ağda sınıf sayısı sadece iki parametre kullanılarak belirlenmektedir.

3.2.2 ArÖz Ağının Öznitelik Uzayını Bölüntülemesi

ArÖz ağının düğümleri, GAL (Grown and Learn) ağının öznitelik uzayını bölüntülemesine benzer şekilde sınıfları birbirlerinden ayırır [28]. ArÖz ağı ve GAL ağı arasında iki önemli fark bulunmaktadır:

1. ArÖz ağının düğüm ağırlıkları, giriş vektörlerinin elemanları direkt alınarak belirlenir ve eğitim sırasında ağırlıklar değiştirilir.
2. ArÖz ağının eğitiminde eğitici kararlarına ihtiyaç yoktur.

3.2.3 ArÖz Ağının Yapısı

Şekil 3.2’de ArÖz ağının yapısı gösterilmiştir. ArÖz ağı da Kohonen [29] ağı ve GAL ağları gibi iki katmandan oluşur. Ağın içindeki düğümlerin yapısı Eşitlik 3.2’de verilen denklemlerle ifade edilir.

$$D_j = \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji}(k))^2, E_e = \begin{cases} 1 & D_e = \min_j \{D_j\} \\ 0 & \text{aksi taktirde} \end{cases} \quad (3.2)$$

$$\text{Çıkış katmanı: } C_c = \sum_e E_e \cdot T_{ec}$$

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

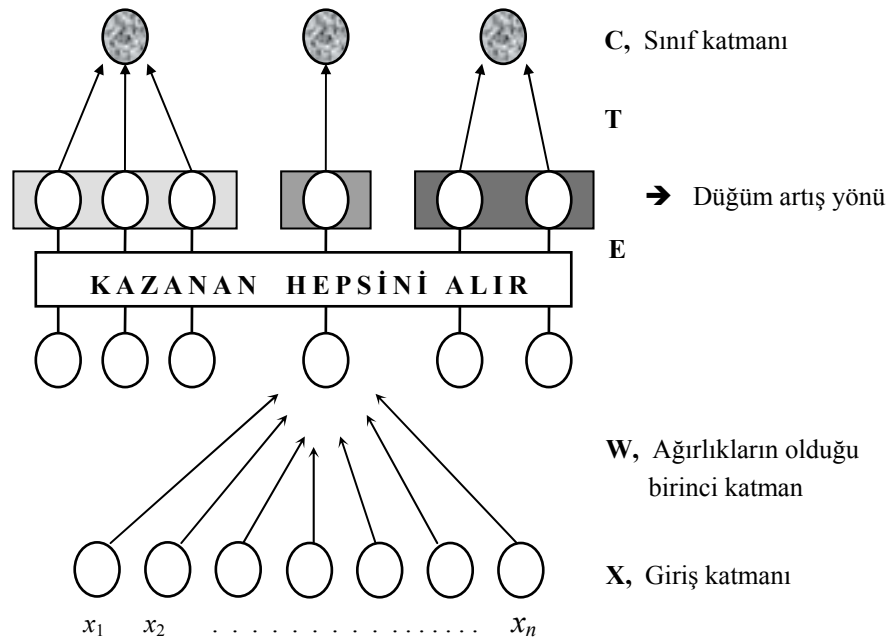
İlk katman, düğüm ağırlıkları ile giriş vektörü arasında minimum mesafeyi bulmada kullanılırken; ikinci katman, ağdaki düğümlerin ait oldukları sınıfı tanımlamak için kullanılır. İkinci katmandaki ağırlıklar, eğitim tamamlandıktan sonra bir etiketleme

işlemi ile belirlenir. İkinci katman, aynı sınıfın çıkışlarını lojik olarak OR'lamak için kullanılır.

3.2.4 ArÖz Ağının Eğitimi

Ağın eğitiminde etiketlenmemiş öznitelik vektörleri kümesi kullanılmaktadır. Bu nedenle küme, eğitici kullanılmadan dağılım istatistiğini verecek şekilde kolaylıkla büyütülebilmektedir. Özellikle görüntü üzerinde analiz gerçekleştirilecekse, görüntüdeki tüm benekler eğitim kümesi vektörlerini oluşturmak için kullanılır. Bu yaklaşım, kolaylıkla kümenin istatistiksel bilgi içeriğini artırma imkanı sağlayacaktır.

Eğitim kümesinden alınan ilk öznitelik vektörü, ağın birinci düğümü olarak ele alınır. Eğitim kümesinden alınan ikinci vektör ile birinci düğüm arasında Euclidean mesafesi hesaplanır. Bu mesafe önceden belirlenen bir eşik değerinden büyükse, ikinci vektör ağın ikinci düğümü olarak ele alınır. Bu mesafe eşik değerinden küçük ise, birinci düğümün ağırlıkları (3.3) eşitliği kullanılarak değiştirilir.



Şekil 3.2: ArÖz Ağının Yapısı [23]

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta(k) \cdot (x_i - w_{ji}(k)) \quad (3.3)$$

Eşitlikte w_{ji} , j -inci düğümün i -inci ağırlığını; x_i , öznitelik vektörünün i -inci elemanını göstermektedir. Kazanç terimi olarak ifade edilen $\eta(k)$, 0 ile 1 arasında ve zamanla azalacak şekilde değer alabilmektedir. Çalışmada, η değeri çeşitli denemeler sonucunda 0.05 alınarak eğitim boyunca sabit tutulmuştur.

Eğitim kümesinden alınan her öznitelik vektörü için, öznitelik vektörü ve ağırlık düğümleri arasında Euclidean mesafeleri hesaplanır. Bulunan en küçük mesafe, seçilen eşik değerinden büyükse öznitelik vektörü ağırlık yeni düğümü olarak düşünülecektir. Aksi durumda, öznitelik vektörüne en yakın mesafedeki düğümün ağırlıkları (3.3) eşitliği kullanılarak değiştirilecektir. Eğitim, kümedeki tüm vektörler için analiz tamamlandığında sonlandırılır.

Aşağıda ArÖz ağırlığının eğitim algoritması verilmiştir. İterasyon sayısı eğitim kümesindeki vektör sayısı olarak tanımlanır. Düğüm sayacı 1'e eşitlenir.

Adım 1:Eğitim kümesinden bir öznitelik vektörü al ve ağırlık düğümü olarak ata. Yeni atanan düğüm için ikinci katmanda ilgili düğümün ağırlığına, düğüm sayacının değerini ver.

Adım 2:Eğitim kümesinden sırayla bir öznitelik vektörü al.

Adım 3:Giriş öznitelik vektörü ile ağırlık düğümleri arasındaki mesafeleri Eşitlik 3.4'e göre hesapla.

$$D_j = \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji}(k))^2 \quad (3.4)$$

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

Adım 3:Minimum uzaklığa sahip j -inci düğümü bul. j -inci düğümün kullanım sayacını bir artır.

Adım 4:Bulunan mesafe önceden belirlenen eşik değerinden küçükse, j -inci düğümün ağırlıklarını Eşitlik 3.3'e göre değiştir. Adım 5'e git.

Aksi durumda, giriş öznitelik vektörü ağın yeni düğümü olarak ata. Düğüm sayacının değerini bir artır. İkinci katmanda yeni düğümün ağırlığına, düğüm sayacının değerini ver.

Adım 5:İterasyon sayısını azalt. İterasyon sayısı sıfıra eşit değil ise adım 2'ye git. Aksi taktirde eğitim algoritmasını durdur.

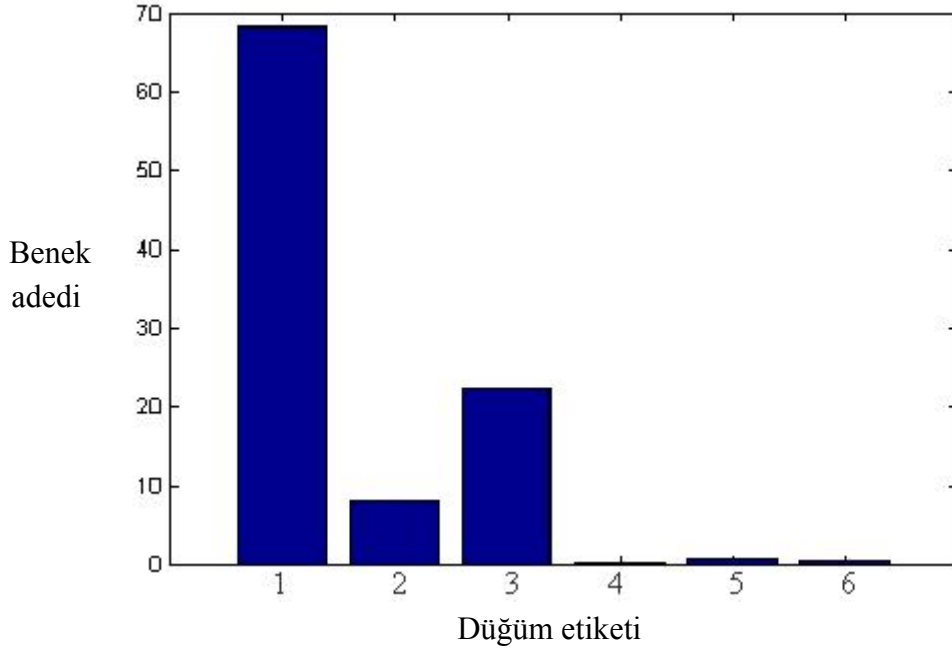
Düğüm sayısı eşik değeri ile kontrol edilmektedir. Eşik değerinin küçük tutulması çok sayıda düğüm oluşmasına sebep olacaktır. Bu durum, öznitelik uzayında dağılımın daha ayrıntılı tanımlanmasına olanak sağlar. Eşik değerinin büyük tutulması dağılımın kaba temsil edilmesine neden olur.

Eğitim tamamlandıktan sonra bölütleme işlemine geçmeden önce düğümlerin etiketlenmesi gerekir. Kullanıcı etiketleme işlemine karışmadığı durumda ağın her düğümü, bir sınıfı temsil edecektir. Gerektiği zaman kullanıcı, farklı düğümleri bir düğüm altında toplama imkanı elde edebilir.

Ağın ürettiği aşırı sayıda düğüm, kullanım sayacı tarafından kontrol edilmektedir. Düğüm kullanım sayacındaki değer, tüm vektör sayısının belirli bir oranının altında ise düğüm ağdan çıkartılır. Böylece belirli bir yüzdenin üzerindeki topluluklar, düğüm olarak tanımlanacaktır.

Eğitim tamamlandıktan ve düğümler belirlenip etiketlendikten sonra, test kümesinden öznitelik vektörleri ağın girişine verilir. Birinci katmandaki düğümler ile giriş vektörü arasında Euclidean mesafeleri hesaplanır. İkinci katmanda düğümlerin düğüm etiketleri saklanmaktadır. Minimum mesafedeki düğümün etiketi ağın kararı olarak kullanılır.

Eğitim işleminin tamamlanmasından sonra düşük sayaçlı düğümler ağdan çıkartılır. Bu durum histogramdan görülebilir. Şekil 3.3'te proses edilmiş bir görüntüye ait düğüm histogramı görülmektedir. Burada 4, 5 ve 6 nolu düğümler çok az bilgi içerdiğinden ağdan çıkarılabilir.



Şekil 3.3: ArÖz Ağı İle Elde Edilen Düğüm Histogramları

3.2.4.1 Otomatik Eşikleme

Otomatik eşikleme, öğrenme sürecinden önce otomatik eşik değerinin hesabına dayanmaktadır. Otomatik eşik fonksiyonu kullanılarak standart bir hesaplama yöntemi oluşturulur. Bu işlemle algoritmanın gürbüzlüğü (robustness) sağlanır. ArÖz ağının otomatik eşik değeri aşağıda verilen formülle hesaplanır:

$$AT = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (x_{ij} - m_j)^2} \quad (3.5)$$

Eşitlik 3.5'te, X , $M \times N$ genişliğinde öznitelik matrisidir. Matrisin her satırı öznitelik vektörlerinden oluşturulur. Bu nedenle X , N -boyutlu M adet öznitelik vektörü içermektedir. m_j ise j . sütuna ait öznitelik vektörünün ortalamasıdır.

3.2.4.2 Düğüm Renklendirme

Bölgeler arasındaki farklılığı ortaya çıkartmak için ara-değer bulma temeline dayanan bir düğüm renklendirme yöntemi kullanılmaktadır. Renklendirmenin matematiksel ifadesi Eşitlik 3.6 'da verilmiştir.

$$C(n) = \left[\frac{C(a)}{d(n,a)} + \frac{C(b)}{d(n,b)} \right] \times \left[\frac{1}{d(n,a)} + \frac{1}{d(n,b)} \right]^{-1} \quad (3.6)$$

Burada $C(n)$, n . düğüme ait renk bilgisini, $d(n,a)$ ve $d(n,b)$ ise tek tek n . düğüm ile a . ve b . düğüm arasındaki Euclidean mesafesini göstermektedir. $C(a)$ ve $C(b)$ ise ağ içinde birbirlerine en uzak iki düğümü göstermektedir.

Renklendirmede önce ağ içinde birbirlerine en uzak iki düğüm tespit edilir ve bu düğümlerin birine 0, diğerine 255 gri rengi atanır. Diğer düğümlere, bu iki düğüme olan mesafelerine göre, 0-255 arasında bir gri renk atanır.

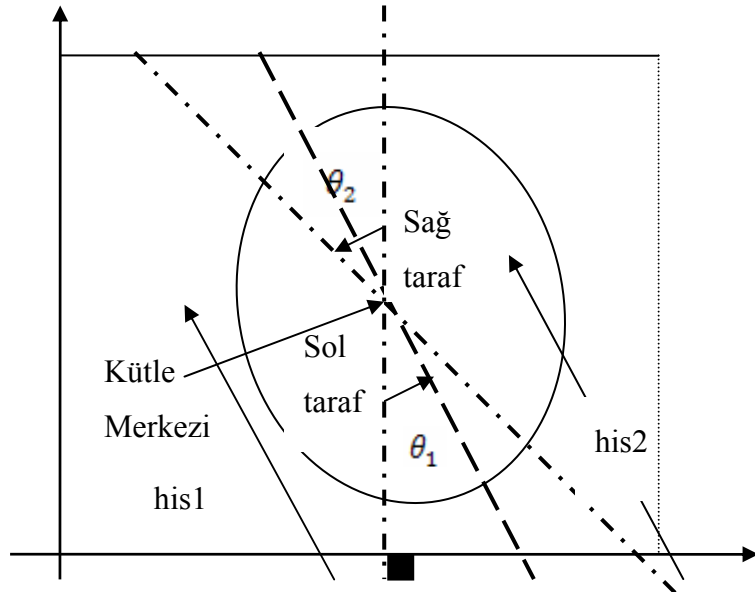
4. MR KAFA GÖRÜNTÜLERİNDE SİMETRİSİZLİĞİN BELİRLENMESİ

Sağlıklı insan beyninin sağ ve sol yarısı büyük oranda simetrik yapıya sahiptir. Bu nedenle görüntüde simetrisizliğin mevcut olması büyüklüğüne göre hastalığı işaret edebilir [30]. Bu bölümde, simetrisizliğin tespiti için önerilen yöntem anlatılmaktadır

4.1 Moment Hesabı

Görüntü içerisindeki bir cisme ait parametreler (öznitelikler) hesap edilirken cisme ait beneğin değeri 1, arka plan ise 0 değerini alır. Bu yaklaşımla cismi arka plandan ayırmış oluruz. Eğer elde edilen benek değeri, cisme ait ise moment hesabına katılır değilse göz önüne alınmaz.

Moment değerleri, başlangıçta, iki dokuya bölütlenmiş (kafa ve arka-plan) görüntü üzerinde hesaplanmaktadır. Bu çalışmada, öncelikle görüntünün ağırlık merkezinden geçen ve görüntüyü iki parçaya ayıran doğrunun düşey eksen ile yaptığı açı hesap edilir (Şekil 4.1). Bu açı hesabı moment özellikleri kullanılarak bulunur.



Şekil 4.1: Kafa Görüntüsüne Ait Tarama Metodu

4.1.1 Moment Temelli Öznitelikler

Aşağıda şekle dayalı moment katsayılarına birkaç örnek verilmiştir [31]. Herbiri ayrı bir öznitelik olarak kullanılmaktadır.

1. (p,q) dereceden merkezi momentler:

R bölgesi ile temsil edilen ve N adet benekten oluşan bir cismin kütle merkezi Eşitlik 4.1'de ;

$$\bar{m} = \frac{1}{N} \sum_{(m,n) \in R} m \quad \bar{n} = \frac{1}{N} \sum_{(m,n) \in R} n \quad (4.1)$$

olarak tanımlanmaktadır. Bu durumda, (p,q) dereceden merkezi momentler;

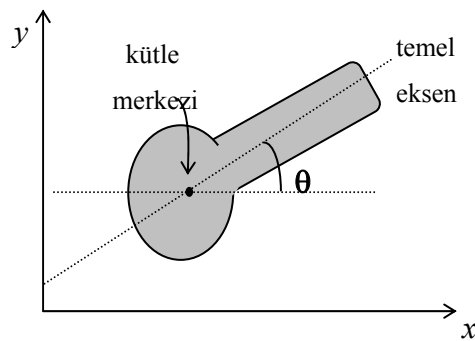
$$\mu_{p,q} = \sum_{(m,n) \in R} (m - \bar{m})^p \cdot (n - \bar{n})^q \quad (4.2)$$

şeklinde tanımlanır. Eşitlik 4.2 denklemindeki m ve n değişkenleri, cisme ait beneklerin koordinatlarını belirtmektedir.

2. Temel eksen açısı

Şekil 4.2'de cismin temel ekseninin koordinat eksenlerine yaptığı θ açısı görülmektedir. Bu açı, momentler ile Eşitlik 4.3 de verilen formülle hesaplanır.

$$\theta = \frac{1}{2} \text{Arc tan} \left[\frac{2\mu_{1,1}}{\mu_{2,0} - \mu_{0,2}} \right] \quad (4.3)$$



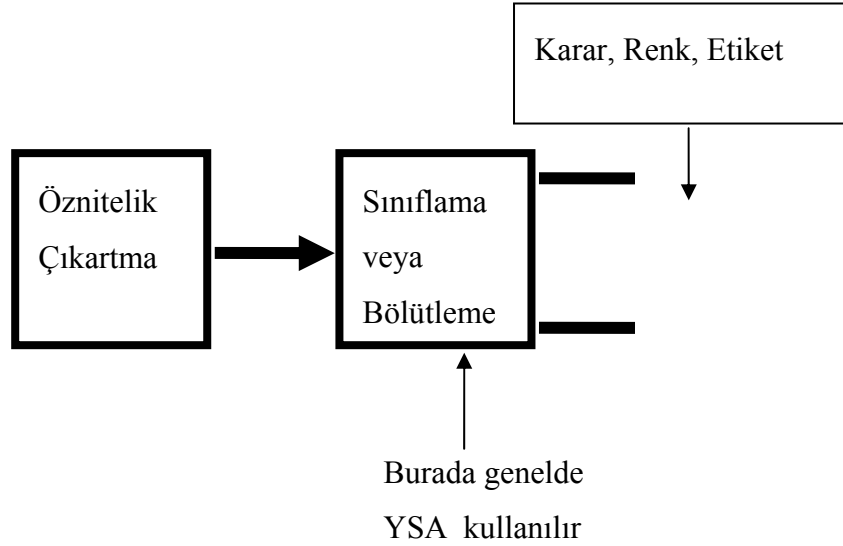
Şekil 4.2: Temel Eksen İle Koordinat Ekseni Arasındaki Açısı

4.2 Tümör Parametrelerinin (Özniteliklerinin) Belirlenmesi

ArÖz ağı bu çalışma içerisinde bölütleme amacıyla kullanılmaktadır. Artımsal öz-düzenlemeli yapay sinir ağı, eğitim kümesi içerisinde rasgele vektörler seçerek düğüm ağırlıklarını belirler.

Eğitim tamamlandıktan sonra, görüntünün tüm benekleri için bir karar üretilir ve her benek için bu karar ekranda bir renk verilerek gösterilir (tüm görüntü bölütlenir). Bu işlem farklı öznitelik çıkartma yöntemleri olan komşu benek dağılımı ve dalgacık yöntemi için tekrarlanmıştır. Komşu benek dağılımı, uzamsal domende işleme olanak verirken, dalgacık yöntemi görüntünün frekans domenini temsil eden parametreler ile işlem yapmamızı sağlamaktadır. Bu çalışmada kullanılan bölütleme sisteminin temel bileşenleri Şekil 4.3'te gösterilmiştir.

Bölütleme, arka plandan objeleri veya dokuları ayırır ama onu tanımlamaz. Sınıflama işlemi ise, objelerin veya dokuların ne olduğunu söyler ve kimliklerini verir. Diğer bir anlatımla, bölütleme, düz beyaz kağıttan harfleri ayırır ama harfin ya da rakamın ne olduğunu belirlemez. Sınıflama ise, ayrılan harfin hangi harf olduğunu tanımlar.

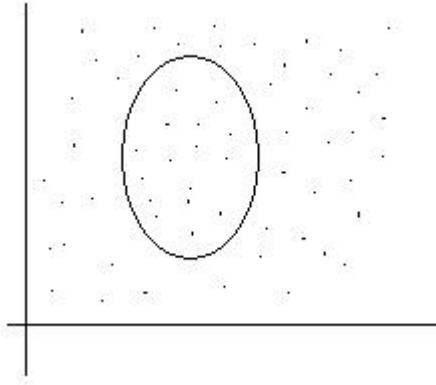


Şekil 4.3: Bölütleme İçin Kullanılan Temel Adımlar

4.2.1 Özniteliklerin Çıkartılması

Bu çalışmada, öznitelik çıkartma yöntemi olarak komşu benek genlik dağılımı ve dalgacık dönüşümü ile öznitelik çıkartma yöntemleri karşılaştırılarak incelenmiştir.

Eğitime başlamadan önce Şekil 4.4'te gösterildiği gibi görüntü içerisinde rasgele 2000 tane giriş vektörü seçilir. 2000 değeri, çeşitli denemeler sonucunda bulunan ortalama bir değerdir. Görüntüler kabaca iki veya üç sayıda dokuya bölümlendiklerinden, bu değer daha da büyütülmesine ihtiyaç duyulmamaktadır.



Şekil 4.4: Görüntüden Rasgele Benekler Seçerek Eğitim Kümesinin Oluşturulması

4.2.1.1 Öznitelik 1: Komşu Benek Gri Seviye Dağılımı

Eğitime başlamadan önce görüntü içerisinde rasgele seçilen 2000 tane beneğin her biri için Şekil 4.5'te görüldüğü gibi G5'in bir komşuları [G1 G2 G3 G4 G5 G6 G7 G8 G9] şeklinde öznitelik vektörü oluşturulur. Diğer bir deyişle, görüntü içerisinde rasgele seçilen her benek için dokuz boyutlu bir vektör oluşturulur. Rasgele seçilen bir vektörle ArÖz'ün eğitimine başlanır. Daha sonra eğitim kümesinden tekrar bir benek seçilir ve ağırlıklar yeniden ayarlanır. Bu işlem, 2000 vektörden oluşan eğitim kümesinin tüm vektörleri için tekrarlanır.

G1	G2	G3
G4	G5	G6
G7	G8	G9

$$X = [G1\ G2\ G3\ G4\ G5\ G6\ G7\ G8\ G9]^T$$

Şekil 4.5: Görüntü İçinden Rasgele Seçilen Bir Noktanın (G5) Bir Komşuluğundaki Gri Ton Değerleri ve Bu Değerleri Kullanarak Oluşturulan X Öznitelik Vektörü

4.2.1.2 Öznitelik 2: Sürekli Dalgacık Dönüşümü(SDD)

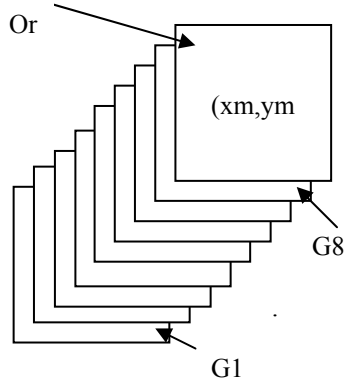
Sürekli dalgacık dönüşümü (SDD), durağan olmayan işaretlerin analizi için oldukça uygundur. İki boyutlu SDD kullanılarak görüntü hakkında daha fazla bilgi sağlayan işaretin uzamsal-ölçek (zaman-frekans) temsili elde edilebilir. Bu çalışmada MR kafa görüntülerinin iki boyutlu sürekli dalgacık dönüşümü (Gaussian dalgacığı), sekiz farklı ölçek değeri için hesaplanmaktadır. Böylece orjinal görüntüden sekiz bantta yeni görüntüler elde edilmiştir.

SDD'nin ölçek parametresi yüksek olduğu zaman, görüntüdeki alçak frekans bileşenleri görünmeye başlarken; ölçek değeri azaltılırsa, görüntü içerisindeki yüksek frekans bileşenleri daha belirgin olacaktır.

Öznitelik vektörlerini oluşturmak için orjinal dahil dokuz adet görüntü kullanılır. Vektörlerin elemanları, alt-bant görüntülerin her birinden ilgilenilen koordinattaki beneğin şiddeti alınarak oluşturulmaktadır. Bu nedenle vektörler Şekil 4.6'da görüldüğü üzere dokuz adet benek şiddetinden (gri-seviye) meydana gelir. Vektördeki her öznitelik elemanı, aynı koordinatta farklı banda ait bir bilgiyi temsil etmektedir. Şekil 4.6'da öznitelik çıkartma işleminde kullanılan benek şiddetlerinin örnek temsili gösterilmektedir.

Eğitim aşamasında görüntü içerisinde rasgele seçilen 2000 adet giriş vektörü için Şekil 4.6'da görüldüğü gibi farklı bantlardaki benek değerlerinden oluşan dokuz boyutlu ([G1 G2 G3 G4 G5 G6 G7 G8 Or]) öznitelik vektörleri oluşturulur.

Eğitim kümesinden rasgele seçilen bir öznitelik vektörü ile ArÖz'ün eğitimine başlanır. Daha sonra eğitim kümesinden tekrar bir vektör seçilir ve ağıın düğümleri yeniden ayarlanır. Bu işlem, eğitim kümesinin tüm vektörleri için tekrarlanır.



$$X = [G1(xm, ym), \dots, G8(xm, ym), Or(xm, ym)]^T$$

Şekil 4.6: Dalgacık Dönüşümüyle Oluşturulan Sekiz Farklı Frekans Bandındaki Görüntüler ve Görüntünün Kendisiyle Birlikte Oluşturulan Dokuz Boyutlu Öznitelik Vektörü

Öznitelik çıkartma işleminden sonra, vektörler eğitim için yapay sinir ağına sunulur. ArÖz ağıının düğümlerinin sayısı, eğitici-siz öğrenme algoritması ile otomatik olarak belirlenir. Eğitici-siz öğrenmenin özelliği kullanıcının eğitime karışmamasıdır, yani, vektörlerin sınıf bilgisi eğitim sırasında kullanılmamaktadır.

İlk olarak rasgele seçilen bir benek için öznitelikler çıkartılır ve bu öznitelik vektörü ağıın başlangıç düğümleri olarak atanır. Rasgele seçilen her benek için öznitelik vektörü oluşturulur. Ağda varolan düğümleri içinden en yakın olanı Euclidean mesafesi hesabına göre bulunur. Eğer ağdaki mesafe sabit (önceden belirlenmiş) bir eşikten büyükse bu vektör ağa yeni bir düğümleri olarak ilave edilir ve indeks sayacı bir artırılır. Eşikten küçükse, yakın olarak bulunan düğümleri ağırlığı değiştirilir. Bu değiştirme işleminin amacı ağıın düğümleri giriş vektörüne yaklaştırmaya dayanmaktadır. Bu işlemden sonra düğümleri sayacı bir artırılır. Daha sonra, adım sayısı (iterasyon sayısı) kontrol edilir ve 2000 den az ise tekrar başa dönülür ve bu işlemleri adım sayısı tamamlanana kadar devam eder.

Her düğüme bir etiket atanır ve tüm düğümlerin etiketleri bir indeks katmanında korunur. Bölütleme işlemi sırasında, her bir benek için öznitelik vektörü oluşturulur ve ArÖz ağına sunulur. İlgilenilen benek için o benek için oluşturulan öznitelik vektörüne ağda en yakın düğümün etiketi ile belirlenir.

Eğitim tamamlandıktan sonra, düşük sayaç değerlerine sahip düğümler ağdan çıkartılır. Atılacak düğümler, x-ekseni, düğüm numaralarını; y-ekseni, düğümlerin sayaç değerlerini gösteren bir düğüm histogramı ile belirlenir. Düğümün sayaç değerinin küçük olması, o düğümün görüntü içerisinde temsil ettiği beneklerin sayısının küçüklüğüne işaret etmektedir.

4.2.2 Histogram İle Açıların Elde Edilmesi

Eğitim işlemi tamamlandığında, görüntüyü temsil eden düğümlere ait histogramlar elde edilir. İlk aşamada, düğüm sayaç değerlerine göre yüksek değerden düşük sayaç değerine göre düğümler sıralanır ve en yüksek üç düğüm belirlenir. Düğüm kullanım sayaç değerleri düğümlerin dokuları temsil etme gücünü ifade etmektedir. Seçilen en büyük sayaç değerine sahip düğümler için yeniden bir histogram hesaplanır. Seçilen üç dokuya ait Num(1), Num(2), Num(3) olarak adlandırılan histogram değerleri aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır:

Num(1): En yüksek histogram değeri, bu değer arka-planı temsil etmektedir.

Num(2): İkinci en yüksek histogram değeri, kafanın içindeki dokulardan birisi.

Num(3): Üçüncü en yüksek histogram değeri, kafanın içindeki dokulardan bir diğeri.

Buradan anlaşılacağı üzere arka-planın her zaman en büyük histogram değerine sahip olacağı varsayılmaktadır.

Orjinal görüntü için iki tane farklı görüntü oluşturulur. Bu görüntüler;

1. İki dokuya bölütlenmiş görüntü, kafa ve arka-plan görüntüsü
2. Üç dokuya bölütlenmiş görüntü, arka-plan ve kafa içerisinde iki dokudan oluşmaktadır.

İlk görüntüde, orijinal görüntü iki farklı dokuya bölütlenerek kafa ve arka-plan görüntüsü oluşturulur. İkinci görüntüde ise kafa içerisindeki doku ayrıca ikiye bölütlenir. Her iki görüntüde de moment hesapları yapılarak (Num(2) ile tanımlanan düğümün temsil ettiği doku) ilk görüntüdeki beyaz alan için (kafa içi) açı hesaplanır ve bu açı Teta1 olarak isimlendirilir. İkinci görüntüdeki beyaz alan için (kafa içindeki en büyük gri doku beyaz renge boyanır) Teta2 açısı hesaplanır.

4.2.3 Tümör Parametreleri

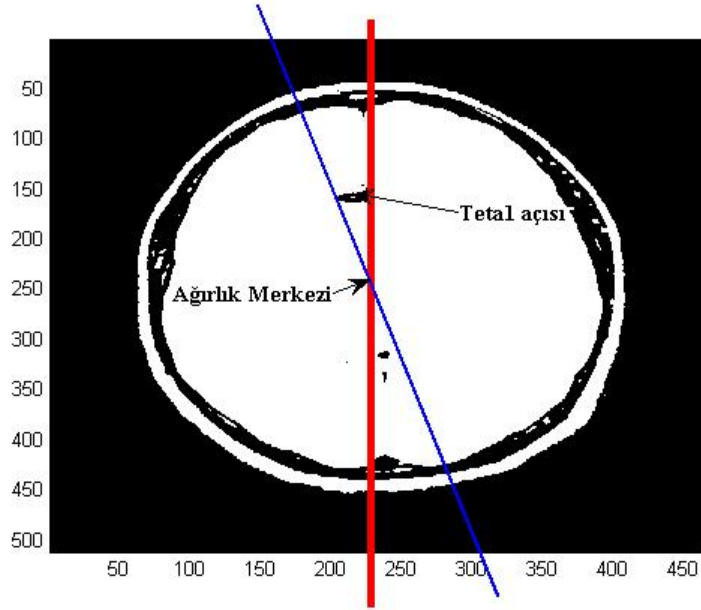
Yapılan çalışmada, üç adet tümör parametresi önerilmiştir. Bazı durumlarda bir parametre yeterli olurken bazı durumlarda ikisinin ya da üçünün de değerlendirilmesi gerekmektedir.

Birinci parametre (parametre 1), bulunan açı değerleri arasındaki farktır. Eğer Teta1 ile Teta2 arasındaki fark belirli bir değerin üzerinde ise görüntüde simetri bozukluğu olduğu (tümör varlığı) düşünülür. Teta1 açısı Şekil 4.7’de verilen bölütlenmiş görüntü ile hesaplanır. Teta2 açısı ise Şekil 4.8’de verilen bölütlenmiş görüntü ile hesaplanmaktadır.

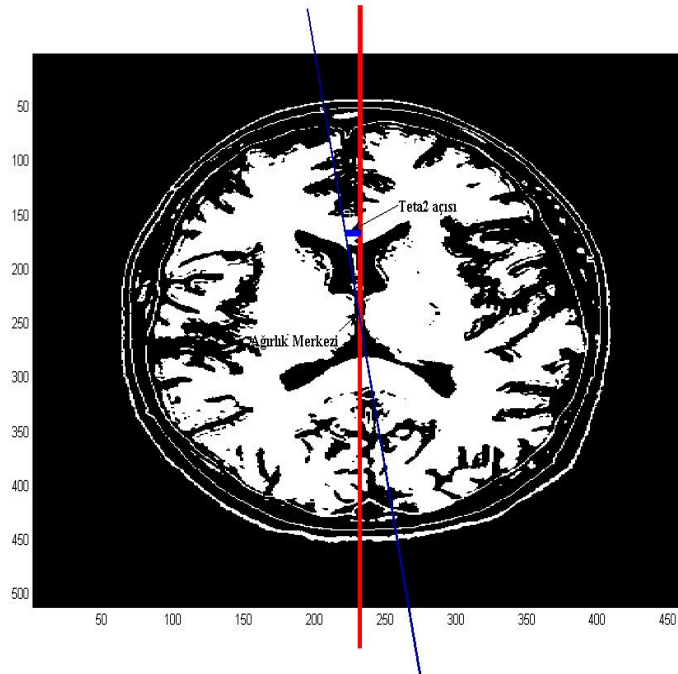
İkinci parametre (parametre 2), Şekil 4.9’da örneği verilen üç dokuya (üç gri tonlu) bölütlenmiş görüntüde kafa içerisindeki dokulardan en büyük gri farklılığa sahip dokunun beyaza boyanması ile elde edilen Şekil 4.8’de gösterilen görüntü üzerinde Teta1 açısının sol tarafı için his11, sağ tarafı için his22 histogramı bulunarak ve bu iki histogram arasındaki farkın mutlak değeri alınarak hesaplanır. Bu değer bizim için ikinci bir parametre (öznitelik) olmaktadır. Bu ikinci parametre tümör varlığında büyük bir değer olarak karşımıza çıkmaktadır.

Üçüncü parametre (parametre 3) ise, Şekil 4.9’da örneği verilen bölütlenmiş görüntü üzerinde Teta1 açısının sol ve sağ tarafı için satır satır histogramlar ile hesap edilir. Bu işlem için; eğer görüntü boyutu $N \times M$ ise $n=1,2,...,N$ ve bölütlemeyi yapan düğüm sayısı D ise $d=1,2,...,D$ bu veriler için $his1[n, d]$, $his2[n, d]$ olacak şekilde his1 ve his2 değerleri bulunur. Bu değerlerin farkının mutlak değeri Şekil 4.10’da görüldüğü gibi tümörün görüntü içerisindeki konumunu göstermektedir. Bu değer üçüncü parametre olarak kullanılır. Tümörün MR kafa görüntüsündeki yeri Şekil 4.11’de ve

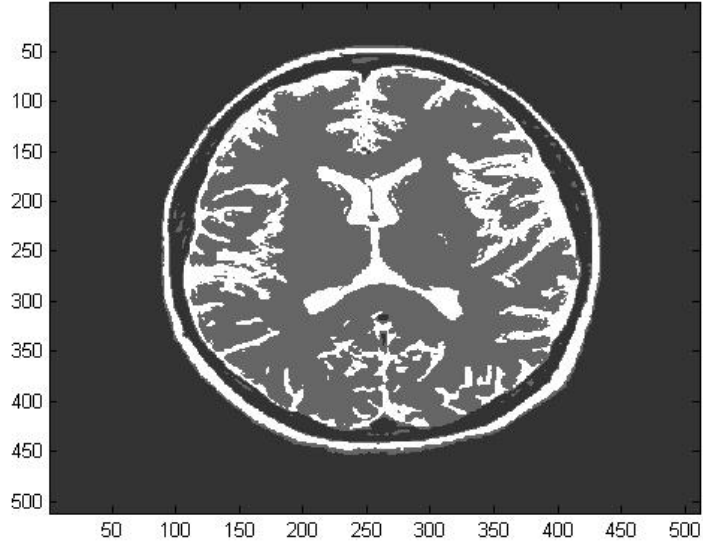
bu görüntüye ait üçüncü parametrenin (histogramların satır-satır mutlak farkı) Şekil 4.10’da verilmiştir.



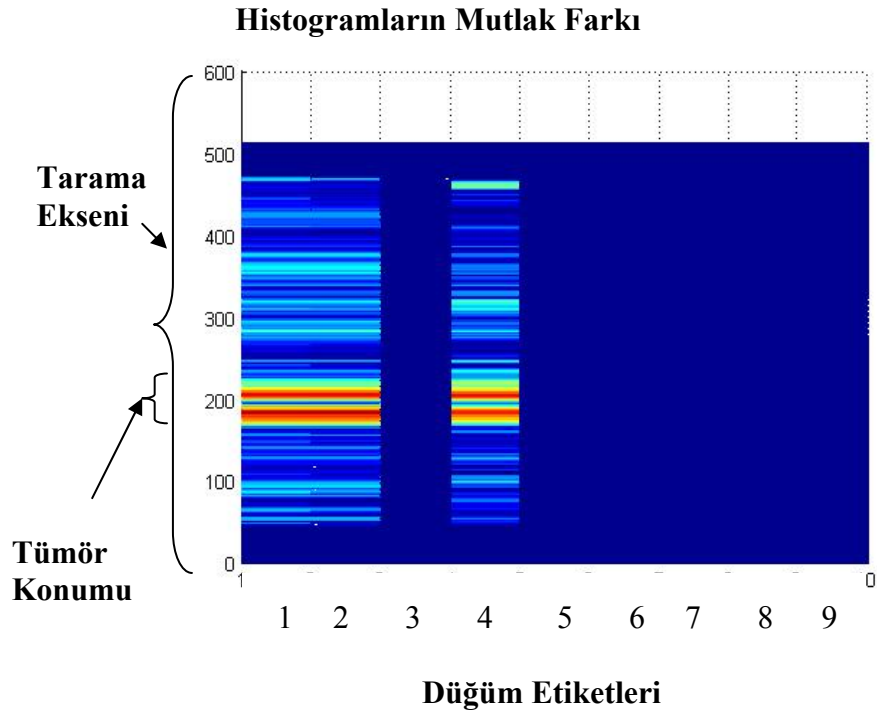
Şekil 4.7: Teta1 Açısının Hesaplandığı İki Gri Tonlu (Arka Plan + Kafa) Görüntüsü



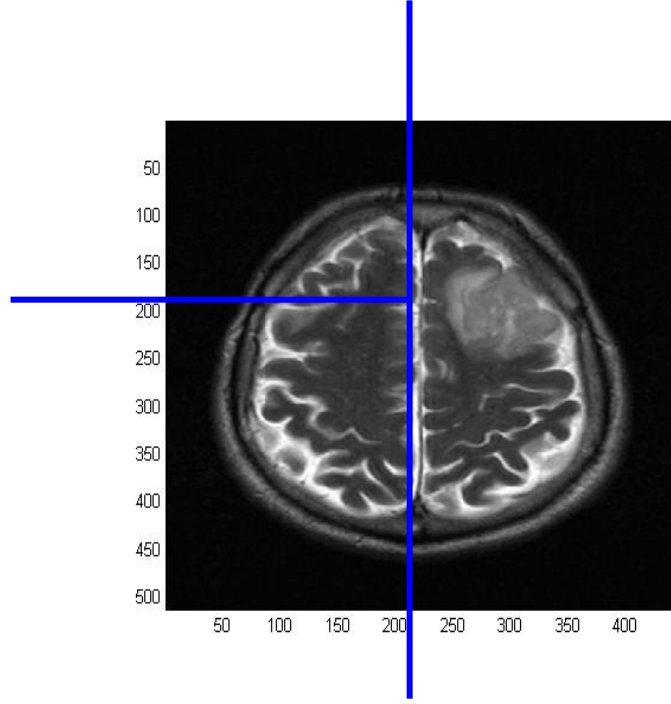
Şekil 4.8: Şekil 4.9’de Verilen Görüntünün Kafa İçerisindeki İki Dokudan En Büyük Gri Farklılığın Beyaz Renge Boyanmış Hali; Teta2 Açısını Hesaplamak İçin Kullanılır.



Şekil 4.9: Üç Dokuya (Üç Gri Tonlu) Bölütlenmiş Görüntü



Şekil 4.10: Şekil 4.11’de Verilen Görüntüdeki Tümörlü Dokunun Konumunun Gösterilmesi



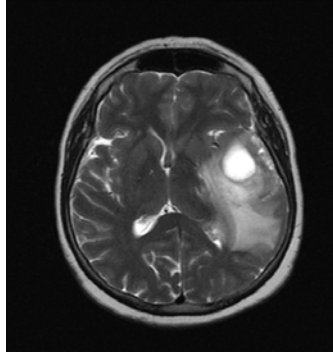
Şekil 4.11: Tümörlü MR Kafa Görüntüsünde Tümörün Konumu

5. BENZETİM VE SONUÇLAR

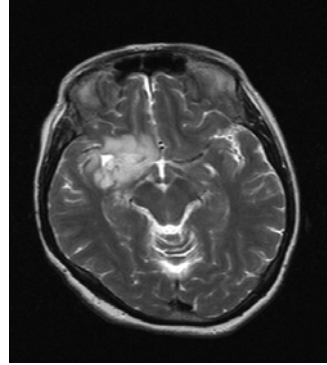
Çalışmada kullanılan MR görüntüleri, dört farklı hastadan alınan ve tümör bulunduran beyin kesit görüntüleridir. Görüntülerin farklı hastalardan alınmış olması, çalışmada sunulan bölütleme yönteminin performansını daha iyi inceleyebilme imkanı sunar.

Çalışmada öznitelik çıkartma işlemi için iki boyutlu Gaussian dalgacık dönüşümü ve komşu benek genlik seviyeleri kullanılmıştır. Ayrıca önerilen yöntemin doğruluğu fantom (sentetik) görüntülerle test edilmiştir. Benzetim işlemleri, MATLAB 7.4 ortamında 2GHz PC üzerinde test edilmiştir.

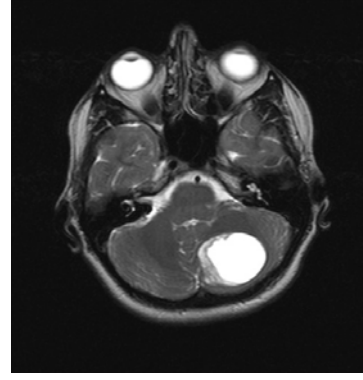
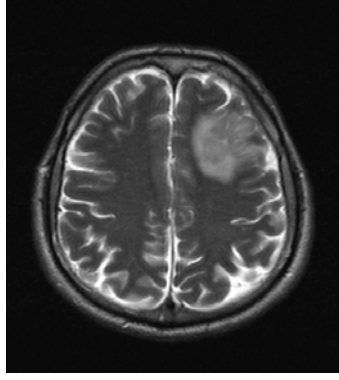
MR görüntüler öncelikle ortalama olarak 10 dokuya bölütlenmiş fakat sadece en yüksek histograma sahip ilk üç doku ile ilgilenilmiştir. Şekil 5.1’de hastalardan alınan orjinal tümörlü MR görüntüleri (T2-ağırlıklı) gösterilmektedir.



(a) Tümörlü MR Görüntü: Tümörlü 1



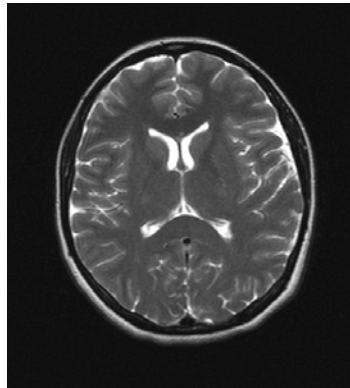
(b) Tümörlü MR Görüntü: Tümörlü 2



(c) Tumorl  MR G r nt : Tumorl  3 (d) Tumorl  MR G r nt : Tumorl  4

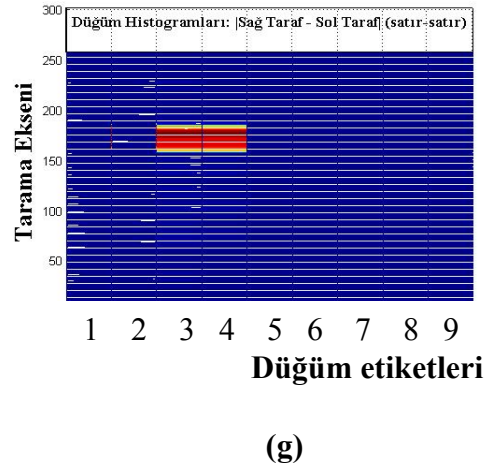
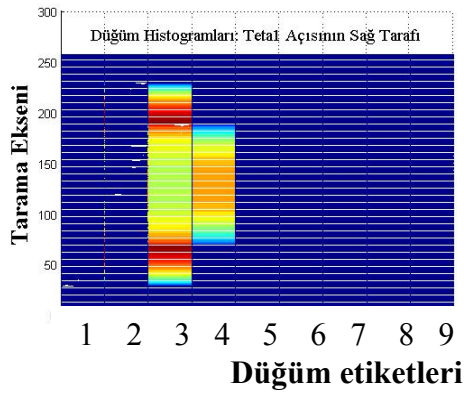
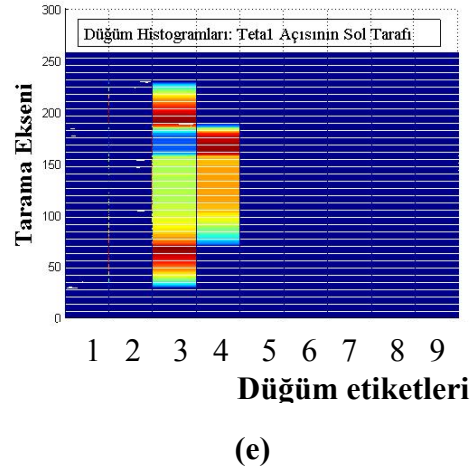
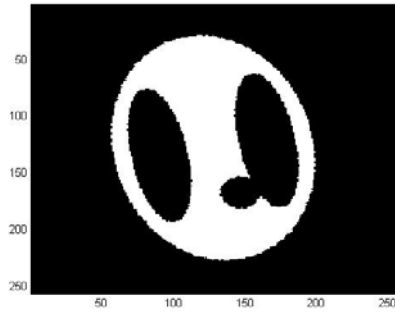
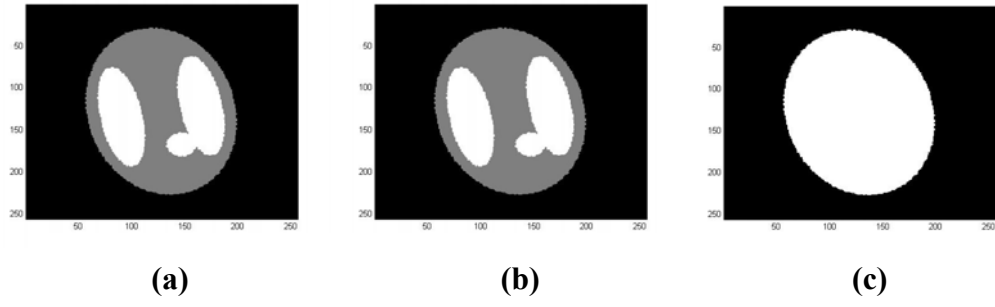
 ekil 5.1: D rt Farklı Hastadan Alınan Tumorl  MR G r nt leri

Ayrıca normal g r nt lerdeki performansı deęerlendirmek ve  nerilen modeli test edebilmek i in  ekil 5.2’de normal hastadan alınan t m rs z MR g r nt s  (T2) verilmi tir.



 ekil 5.2: Normal Bir Hastadan Alınan T m rs z MR G r nt s ; Normal 1

G r nt lerde simetrisizlięi algılamak ve bu sonuca g re, ilerde yapılacak  alı malarda, hastanın beyinde t m r olup olmadıęına karar vermek ve t m r varsa konumunu histogram teknięi ile hesaplamak i in  nerilen y ntem, olu turulan fantom g r nt ler  zerinde test edilmi tir. Test (doęrulama) i lemleri; 256×256 boyutunda fantom g r nt ler  zerinde yapılmı tır. Test sonu ları,  ekil 5.3 ve Tablo 5.1’de verilmi tir. Fantom g r nt ler  zerinde yapılan hesaplamalarda ba langı ta 10 derece eęik olu turulan elipslerden yine 10 dereceye yakın deęerler elde edilmi tir. Teta2 a ısı da 9.4 derece civarında elde edilmi tir.



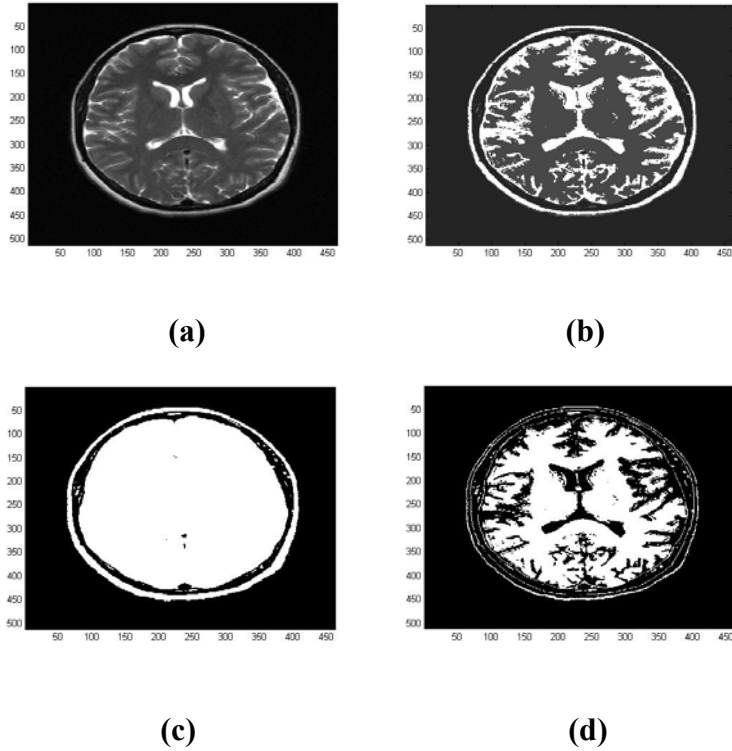
Şekil 5.3: Fantom Görüntü Sonuçları: **a)** Orjinal Görüntü, **b)** Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, **c)** Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), **d)** Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), **e)** Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, **f)** Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, **g)** |Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram|.

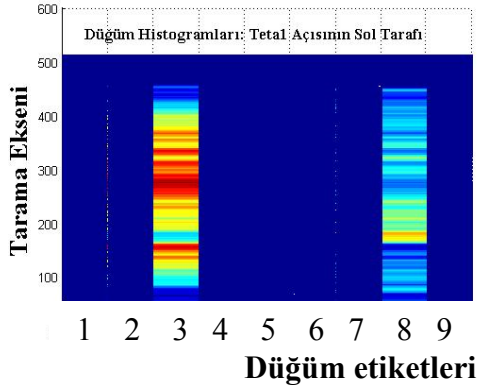
Tablo 5.1: Fantom Görüntü İçin Parametreler

Fantom MR kafa görüntüsü için tümör parametreleri		
Parametre 1	Parametre 2	Parametre 3
$ Teta1-Teta2 $	Sağ histogram- Sol Histogram	Sağ histogram - Sol histogram (sadır-sadır)
0,5398	1096	1150 (tümör 150-200 aralığında)

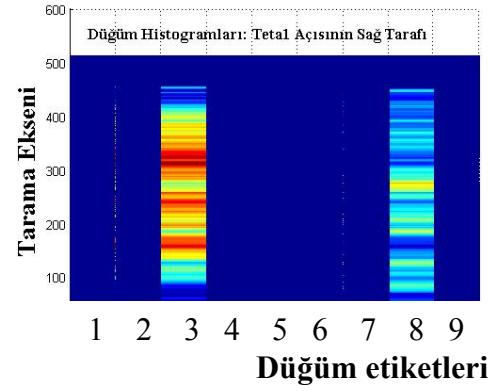
Tablo 5.1’de $|Teta1- Teta2|$ değerinin fantom görüntü için sıfıra yakın olduğu görülmektedir. Ayrıca tabloda Parametre 3 ve Parametre 2’nin yakın değerlerde olduğu gözlenmektedir. Parametre 2 ve Parametre 3, yaklaşık olarak Şekil 5.3 (a)’daki tümör olarak gösterilen dairenin alanına eşittir.

Normal (Normal 1) MR görüntü için komşu benek genlik dağılımı ile elde edilen benzetim sonuçları, Şekil 5.4 ve parametre değerleri Tablo 5.2’de verilmektedir.

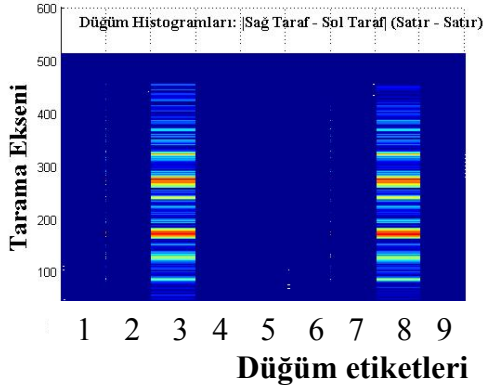




(e)



(f)



(g)

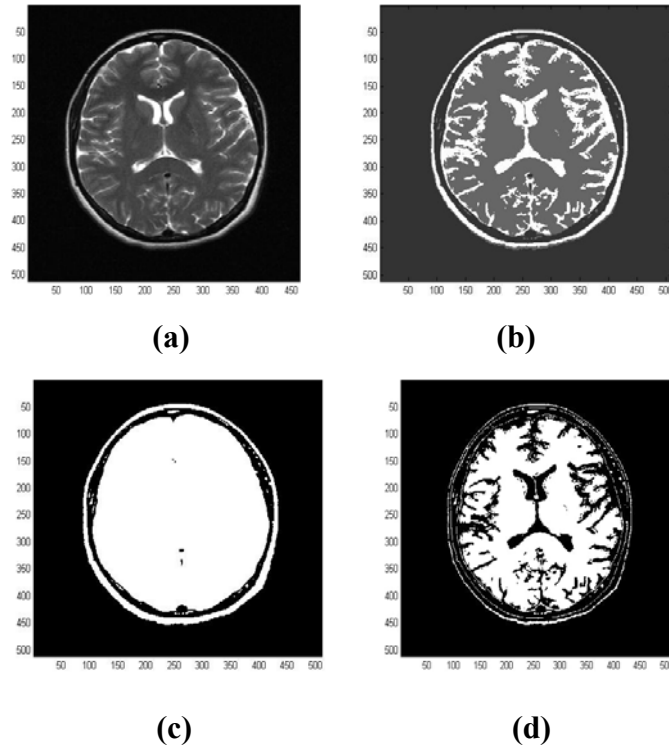
Şekil 5.4: Normal (Normal 1) MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Yöntemi Sonuçlar (a-g): **a)** Orjinal Görüntü, **b)** Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, **c)** Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), **d)** Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), **e)** Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, **f)** Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, **g)** |Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram|.

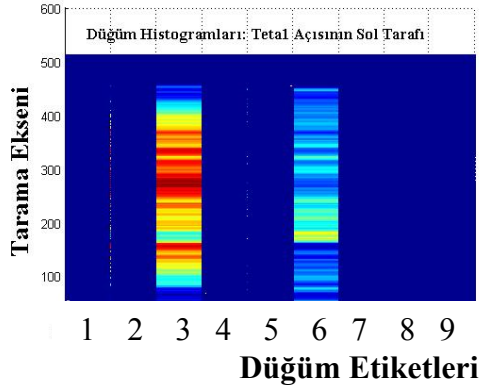
Tablo 5.2: Normal 1 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri

Normal 1 görüntüsü için tümör parametreleri: Komşu benek genlik dağılımı ile elde edilen özneliteliklere göre		
Parametre 1	Parametre 2	Parametre 3
$ Teta1-Teta2 $	Sağ histogram- Sol Histogram	Sağ histogram - Sol histogram (sadır-sadır)
0,233	387	13029 (0, tümör yok)

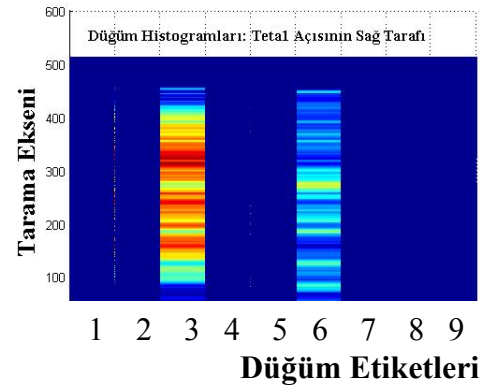
Tablo 5.2’de verilen $|Teta1-Teta2|$ değerinin normal (Normal 1) görüntü için küçük olduğu gözlenmektedir. Parametre 3 değerinin gürültüden dolayı yeteri kadar küçük alınamadığı gözlenmektedir. Parametre 2 değeri, (Parametre 3’e göre) nispeten küçük değerlerdedir.

Normal (Normal 1) MR görüntü için dalgacık dönüşümü ile elde edilen benzetim sonuçları, Şekil 5.5’te ve parametre değerleri Tablo 5.3’te verilmektedir.

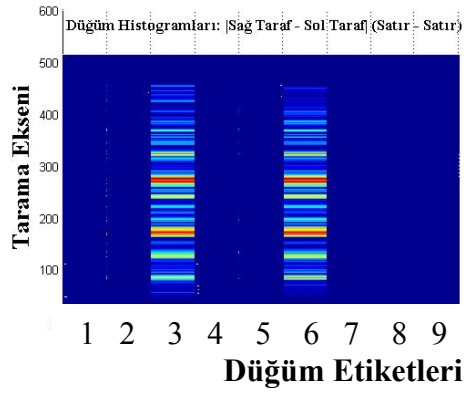




(e)



(f)



(g)

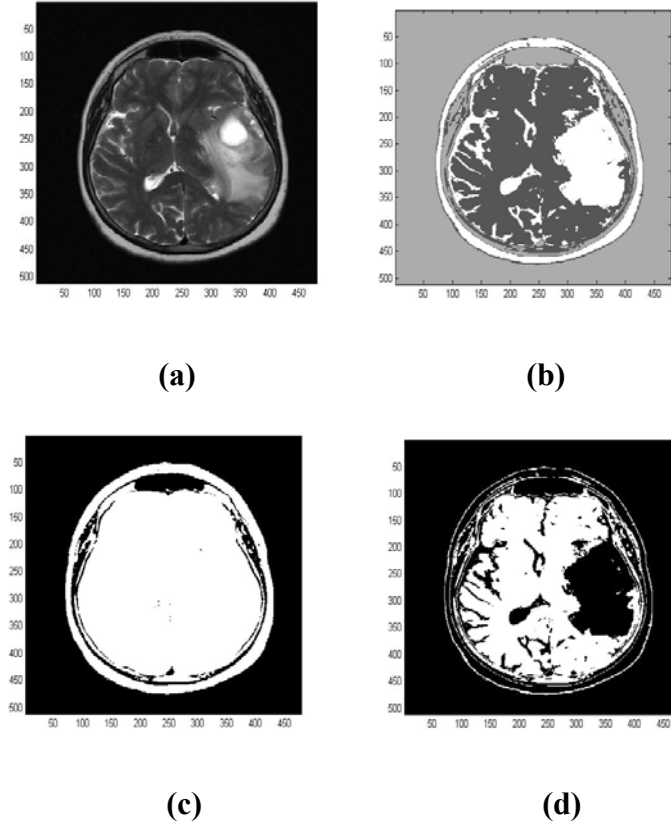
Şekil 5.5: Normal Görüntü İçin Dalgacık Dönüşümü Yöntemi Sonuçları (a-g): **a)** Orjinal Görüntü, **b)** Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, **c)** Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), **d)** Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), **e)** Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, **f)** Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, **g)** $| \text{Sağ Tarafa Ait Histogram} - \text{Sol Tarafa Ait Histogram} |$.

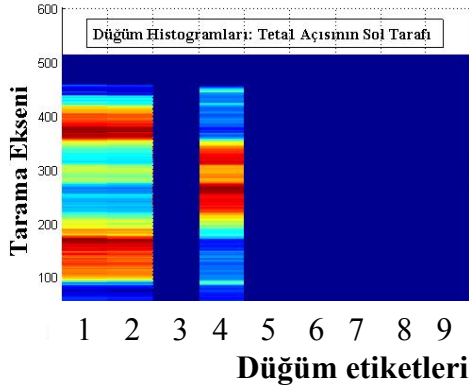
Tablo 5.3: Normal 1 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri

Normal 1 görüntüsü için tümör parametreleri: Dalgacık dönüşümü ile elde edilen öz niteliklere göre		
Parametre 1	Parametre 2	Parametre 3
$ Teta1-Teta2 $	$ Sağ\ histogram- Sol\ Histogram $	$ Sağ\ histogram - Sol\ histogram (satır-satır)$
0,386	276	12446 (0)

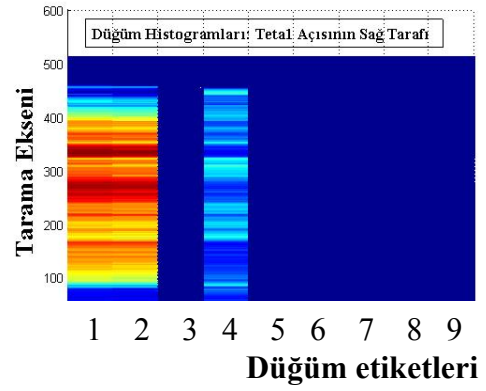
Tablo 5.3'te verilen $|Teta1-Teta2|$ değerinin Normal 1 görüntüsü için küçük olduğu gözlenmektedir. Parametre 3 değerinin gürültüden dolayı yeteri kadar küçük alınamadığı gözlenmektedir. Parametre 2 değeri, (Parametre 3'e göre) nispeten küçük değerlerdedir.

Tümörlü 1 MR görüntüsü için komşu benek genlik dağılımı ile elde edilen benzetim sonuçları Şekil 5.6'da ve parametre değerleri Tablo 5.4'te verilmektedir.

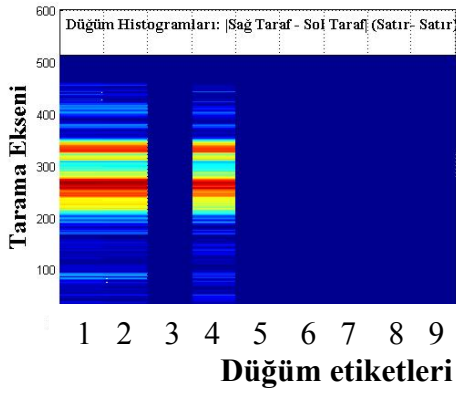




(e)



(f)



(g)

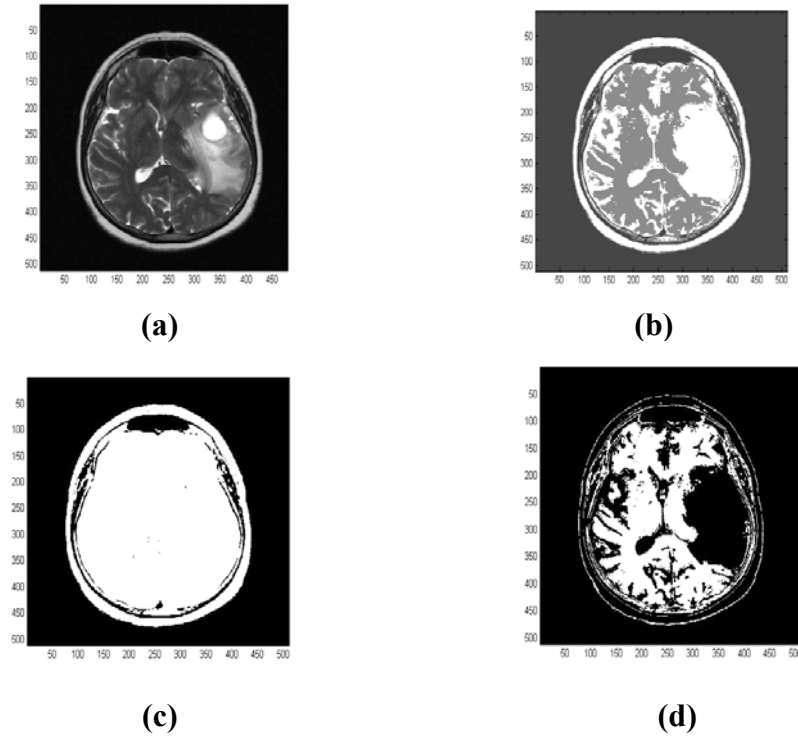
Şekil 5.6: Tümörlü 1 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Sonuçları (a-g): **a)** Orjinal Görüntü, **b)** Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, **c)** Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), **d)** Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), **e)** Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, **f)** Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, **g)** |Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram|

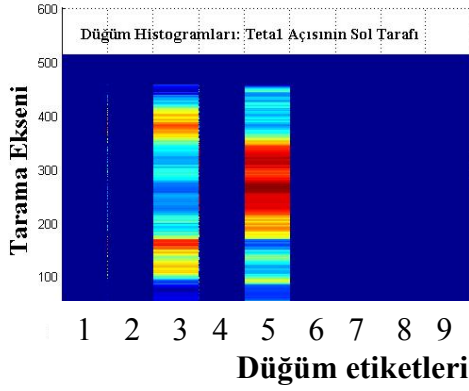
Tablo 5.4: Tümörlü 1 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri

Tümörlü 1 görüntüsü için tümör parametreleri: Komşu benek genlik dağılımı ile elde edilen özniteliklere göre		
Parametre 1	Parametre 2	Parametre 3
$ Teta1-Teta2 $	$ Sağ\ histogram - Sol\ histogram $	$ Sağ\ histogram - Sol\ histogram $ (satır-satır)
3,34	21298	26970 (tümör 200-350 aralığında)

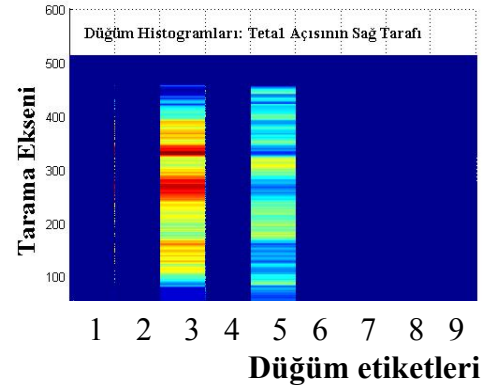
Tablo 5.4'te verilen $|Teta1-Teta2|$ değerinin Tümörlü 1 MR görüntüsü için büyük değerlerde olduğu gözlenmektedir. Parametre 3 değeri ise normal görüntüye göre büyüktür. Parametre 2 değeri Normal 1 görüntüsünden elde edilen Parametre 2 değerine göre bir hayli büyüktür. Dolayısı ile Parametre 1 ve Parametre 2 değerleri normal görüntüden farkı daha açık göstermektedir.

Tümörlü 1 MR görüntüsü için dalgacık dönüşüm yöntemi ile elde edilen benzetim sonuçları Şekil 5.7'de ve parametre değerleri Tablo 5.5'te verilmektedir.

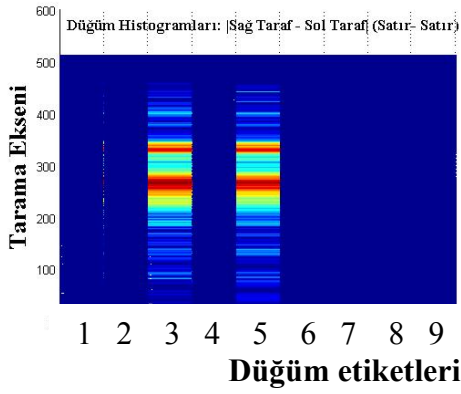




(e)



(f)



(g)

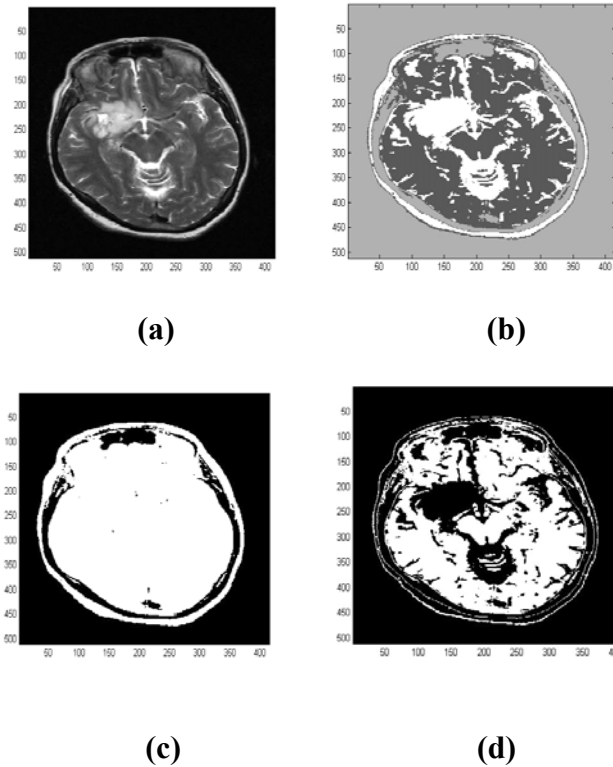
Şekil 5.7: Tümörlü 1 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Sonuçları: **a)** Orjinal Görüntü, **b)** Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, **c)** Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), **d)** Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), **e)** Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, **f)** Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, **g)** |Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram|

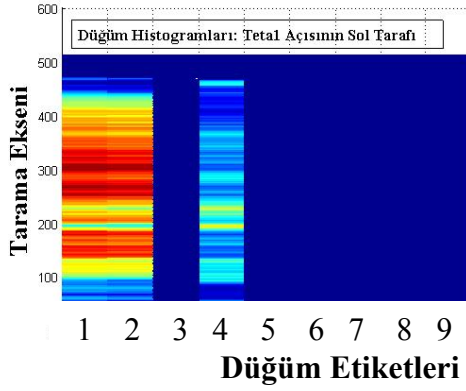
Tablo 5.5: Tümörlü 1 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri

Tümörlü 1 görüntüsü için tümör parametreleri: Dalgacık dönüşümü ile elde edilen özniteliklere göre		
Parametre 1	Parametre 2	Parametre 3
$ Teta1-Teta2 $	$ Sağ\ histogram - Sol\ histogram $	$ Sağ\ histogram - Sol\ histogram $ (satur-satur)
3,5982	19638	25450 (200-350)

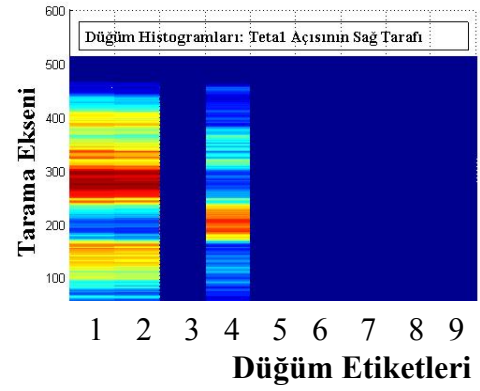
Tablo 5.5'te verilen $|Teta1-Teta2|$ değerinin Tümörlü 1 MR görüntüsü için büyük değerlerde olduğu gözlenmektedir. Parametre 3 değeri normal (Normal 1) görüntüye göre büyüktür. Parametre 2 değeri normal görüntülerden elde edilen Parametre 2 değerine göre bir hayli büyüktür. Dolayısı ile Parametre 1 ve Parametre 2 değerleri normal görüntüden farkı daha açık göstermektedir.

Tümörlü 2 MR görüntüsü için komşu benek genlik dağılımı yöntemi ile elde edilen benzetim sonuçları Şekil 5.8'de ve parametre değerleri Tablo 5.6'da gösterilmektedir.

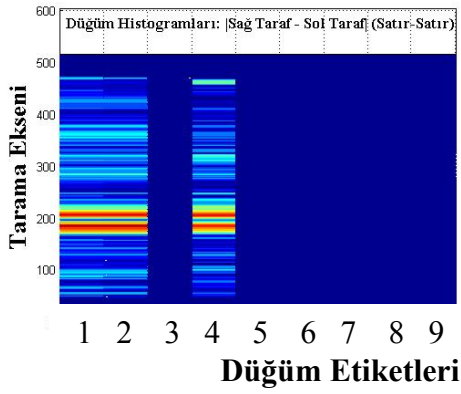




(e)



(f)



(g)

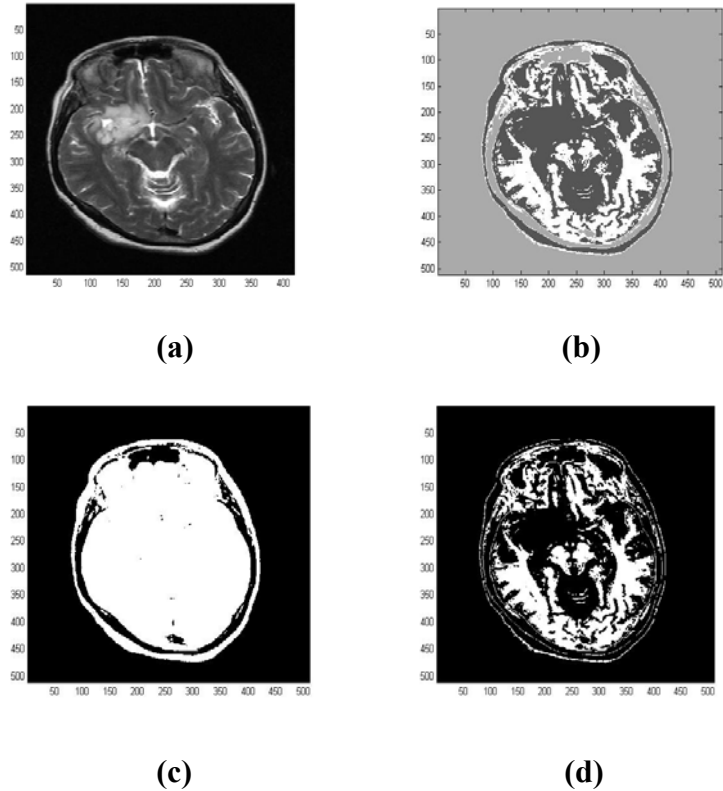
Şekil 5.8: Tümörlü 2 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Modeli Sonuçları: **a)** Orjinal Görüntü, **b)** Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, **c)** Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), **d)** Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), **e)** Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, **f)** Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, **g)** |Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram|

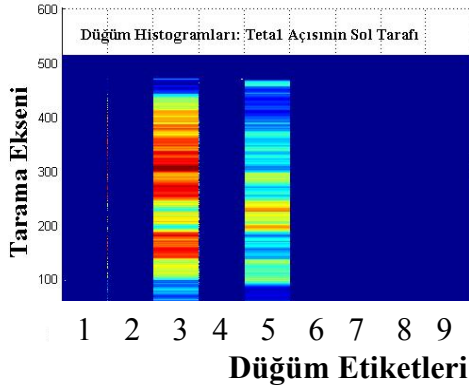
Tablo 5.6: Tümörlü 2 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri

Tümörlü 2 görüntü için tümör parametreleri: Komşu benek genlik dağılımı ile elde edilen özniteliklere göre		
Parametre 1	Parametre 2	Parametre 3
Teta1-Teta2	Sağ histogram - Sol histogram	Sağ histogram - Sol histogram (satır-satır)
0,679	7998	16256 (tümör 175-225 aralığında)

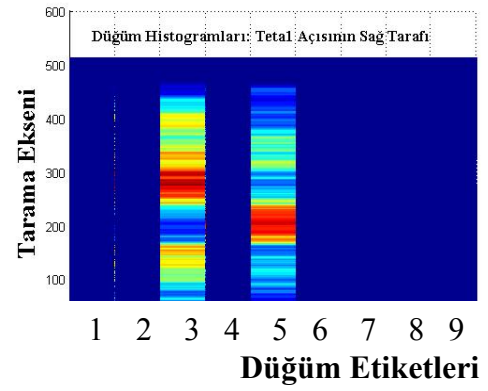
Tablo 5.6’da verilen |Teta1-Teta2| değerinin Tümörlü 2 MR görüntüsü için büyük değerlerde olduğu gözlenmektedir. Parametre 3 değeri ise normal (Normal 1) görüntüye göre büyüktür. Parametre 2 değeri normal görüntüden elde edilen Parametre 2 değerine göre bir hayli büyüktür. Dolayısı ile Parametre 1 ve Parametre 2 normal görüntüden farkı daha açık göstermektedir.

Tümörlü 2 MR görüntüsü için dalgacık dönüşümü ile elde edilen sonuçlar Şekil 5.9’da ve parametre değerleri Tablo 5.7’de gösterilmektedir.

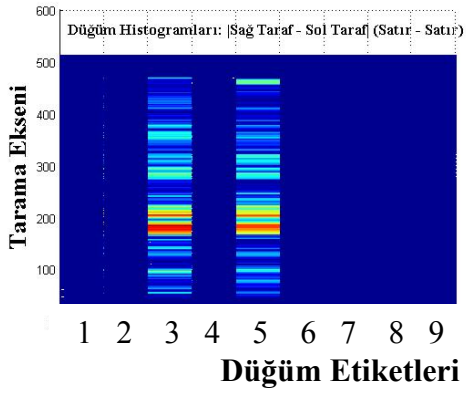




(e)



(f)



(g)

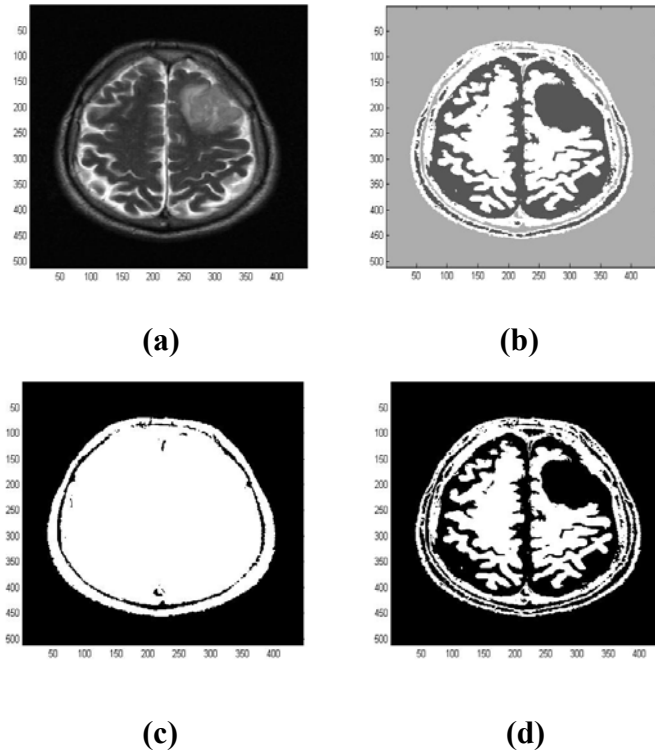
Şekil 5.9: Tümörlü 2 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Sonuçları (a-g): **a)** Orjinal Görüntü, **b)** Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, **c)** Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), **d)** Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düzümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), **e)** Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, **f)** Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, **g)** |Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram|

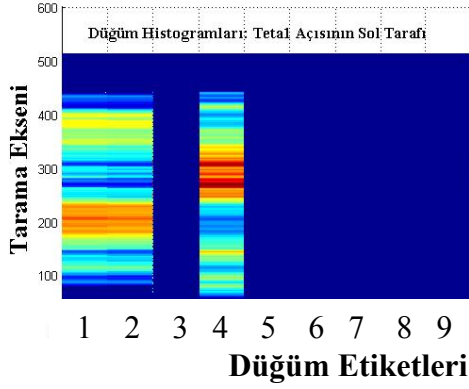
Tablo 5.7: Tümörlü 2 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri

Tümörlü 2 görüntüsü için tümör parametreleri: Dalgacık dönüşümü ile elde edilen özniteliklere göre		
Parametre 1	Parametre 2	Parametre 3
$ Teta1-Teta2 $	$ Sağ\ histogram - Sol\ histogram $	$ Sağ\ histogram - Sol\ histogram $ (satır-satır)
3,45	2741	13269 (175-225)

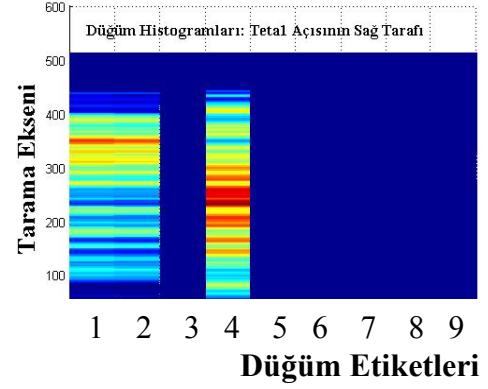
Tablo 5.7’de verilen $|Teta1-Teta2|$ değerinin Tümörlü 2 MR görüntüsü için büyük değerlerde olduğu gözlenmektedir. Parametre 3 değeri normal görüntüye göre büyüktür. Parametre 2 değeri normal görüntülerden elde edilen Parametre 2 değerine göre bir hayli büyüktür. Dolayısı ile Parametre 1 ve Parametre 2 normal görüntüden farkı daha açık göstermektedir.

Tümörlü 3 MR görüntüsü için komşu benek genlik dağılımı yöntemi ile elde edilen benzetim sonuçları, Şekil 5.10’da ve parametre değerleri Tablo 5.10’da gösterilmektedir.

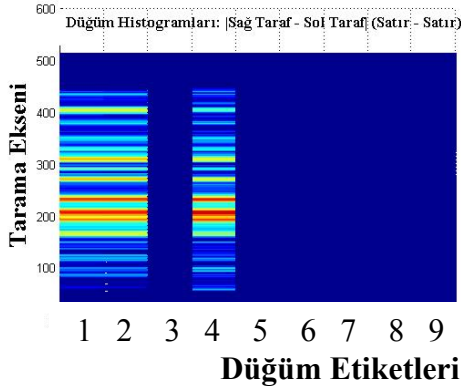




(e)



(f)



(g)

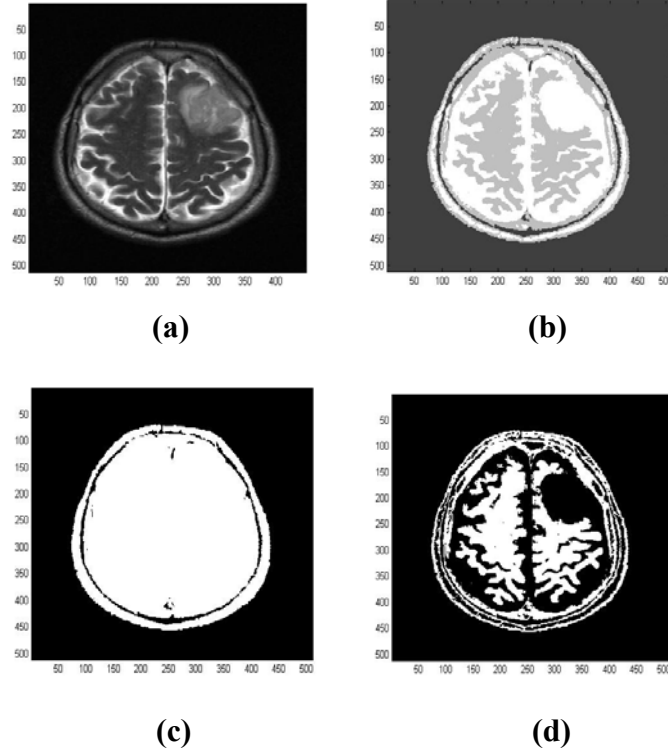
Şekil 5.10: Tümörlü 3 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Gri Seviye Genlik Dağılımı Modeli Sonuçları (a-g): **a)** Orjinal Görüntü, **b)** Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, **c)** Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), **d)** Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), **e)** Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, **f)** Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, **g)** |Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram|

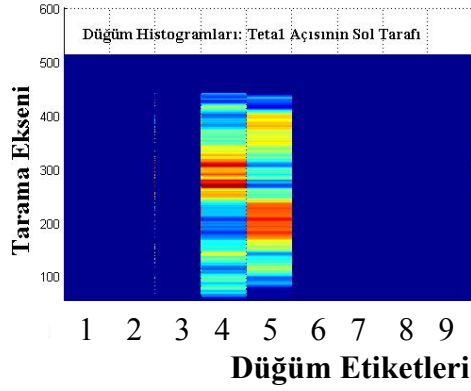
Tablo 5.8: Tümörlü 3 Görüntü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı İle Elde Edilen Tümör Parametreleri

Tümörlü 3 görüntüsü için tümör parametreleri: Komşu benek genlik dağılımı ile elde edilen özneliteliklere göre		
Parametre 1	Parametre 2	Parametre 3
Teta1-Teta2	Sağ histogramı - Sol histogramı	Sağ histogram - Sol histogram (satır-satır)
6,1026	7379	21330 (200= 175-225)

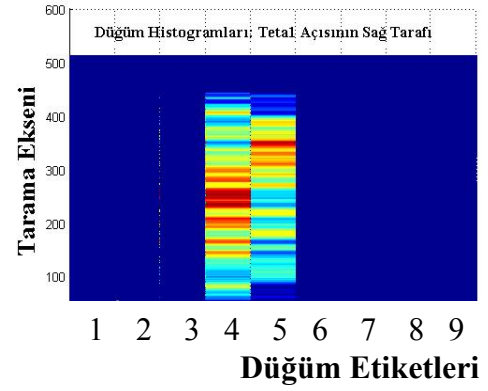
Tablo 5.8’de verilen |Teta1-Teta2| değerinin Tümörlü 3 MR görüntüsü için büyük değerlerde olduğu gözlenmektedir, Parametre 3 değeri normal görüntüye göre büyüktür. Parametre 2 değeri normal görüntülerden elde edilen Parametre 2 değerine göre bir hayli büyüktür. Dolayısı ile Parametre 1 ve Parametre 2 değerleri normal görüntüden farkı daha açık göstermektedir.

Tümörlü 3 MR görüntüsü için dalgacık dönüşümü ile elde edilen benzetim sonuçları, Şekil 5.13’te ve parametre değerleri Tablo 5.11’de gösterilmektedir.

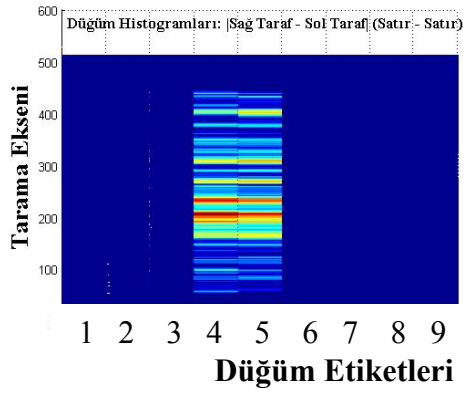




(e)



(f)



(g)

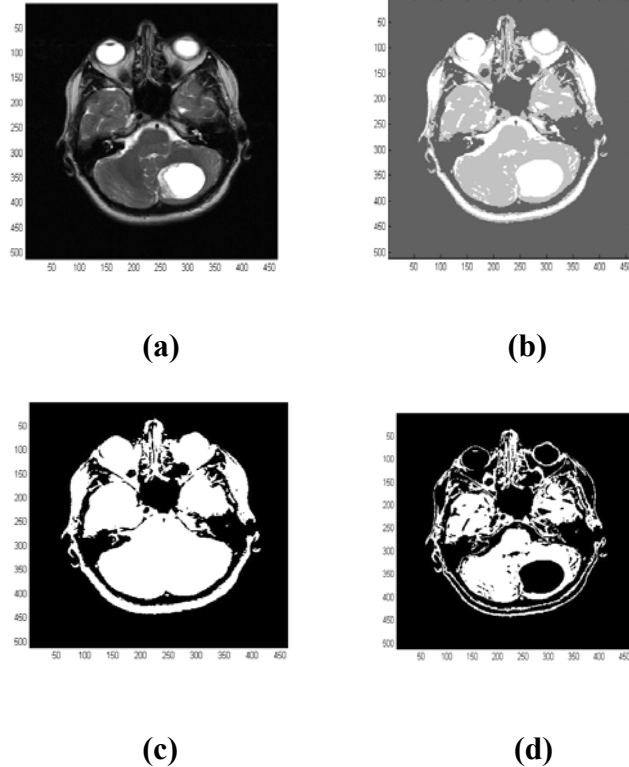
Şekil 5.11: Tümörlü 3 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Sonuçları (a-g): **a)** Orjinal Görüntü, **b)** Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, **c)** Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), **d)** Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düzümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), **e)** Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, **f)** Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, **g)** |Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram|

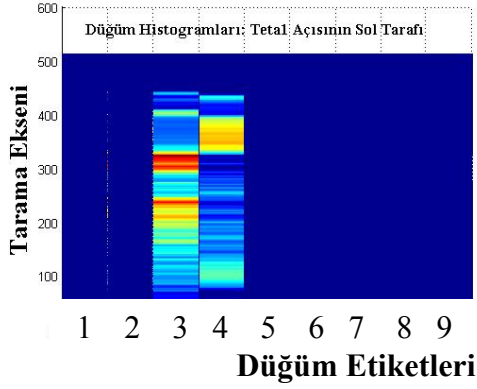
Tablo 5.9: Tümörlü 3 MR Kafa Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri

Tümörlü 3 görüntüsü için tümör parametreleri: Dalgacık dönüşümü ile elde edilen özneliklere göre		
Parametre 1	Parametre 2	Parametre 3
$ Teta1-Teta2 $	Sağ histogramı - Sol histogramı	Sağ histogram - Sol histogram (satır-satır)
5,5738	8018	21042 (200=175-225)

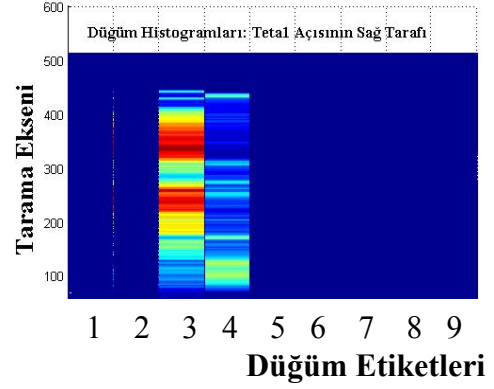
Tablo 5.9’da verilen $|Teta1-Teta2|$ değerinin Tümörlü 3 MR görüntüsü için büyük değerlerde olduğu gözlenmektedir, Parametre 3 değeri normal görüntüye göre büyüktür. Parametre 2 değeri normal görüntülerden elde edilen Parametre 2 değerine göre bir hayli büyüktür. Dolayısı ile Parametre 1 ve Parametre 2 değerleri normal görüntüden farkı daha açık göstermektedir.

Tümörlü 4 MR görüntüsü için komşu benek genlik dağılımı ile elde edilen benzetim sonuçları, Şekil 5.12’de ve parametre değerleri Tablo 5.10’da verilmektedir.

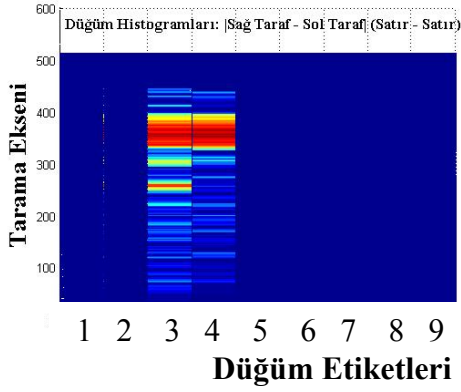




(e)



(f)



(g)

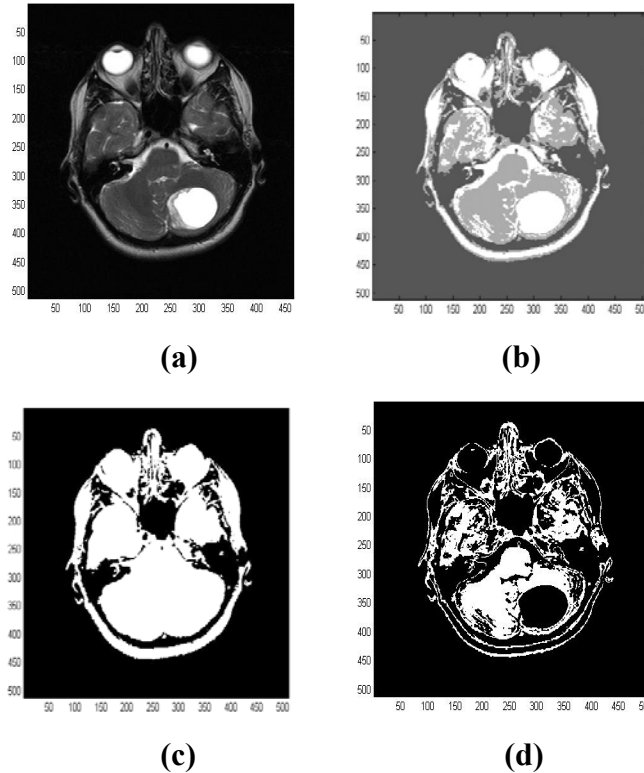
Şekil 5.12: Tümörlü 4 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Modeli Sonuçları: **a)** Orjinal Görüntü, **b)** Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, **c)** Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), **d)** Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), **e)** Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, **f)** Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, **g)** |Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram|

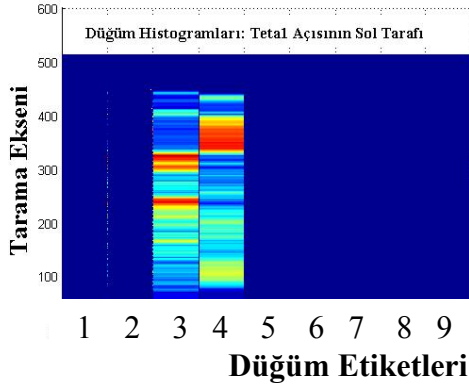
Tablo 5.10: Tümörlü 4 MR Görüntüsü İçin Komşu Benek Genlik Dağılımı Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri

Tümörlü 4 görüntüsü için tümör parametreleri: Komşu benek genlik dağılımı ile elde edilen özniteliklere göre		
Parametre 1	Parametre 2	Parametre 3
$ Teta1-Teta2 $	$ Sağ\ histogram - Sol\ histogram $	$ Sağ\ histogram - Sol\ histogram $ (satır-satır)
10,3479	9832	17764 (300-400)

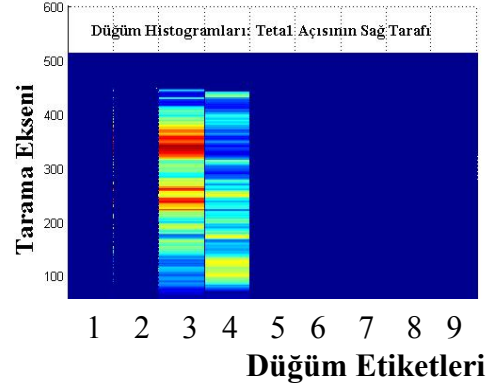
Tablo 5.10’da verilen $|Teta1-Teta2|$ değerinin Tümörlü 4 MR görüntüsü için büyük değerlerde olduğu gözlenmektedir, Parametre 3 değeri normal görüntüye göre büyüktür. Parametre 2 değeri normal görüntülerden elde edilen Parametre 2 değerine göre bir hayli büyüktür. Dolayısı ile Parametre 1 ve Parametre 2 değerleri normal görüntüden farkı daha açık göstermektedir.

Tümörlü 4 MR görüntüsü için dalgacık dönüşümü ile elde edilen benzetim sonuçları, Şekil 5.13’te ve parametre değerleri Tablo 5.11’de verilmektedir.

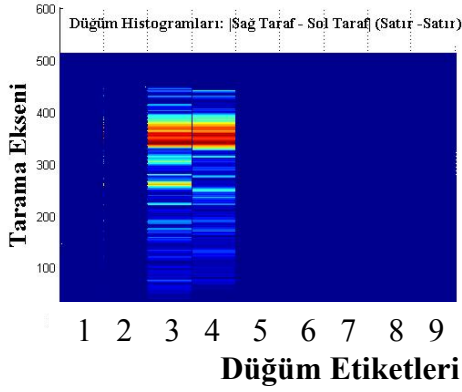




(e)



(f)



(g)

Şekil 5.13: Tümörlü 4 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Modeli Sonuçları (a-g): **a)** Orjinal Görüntü, **b)** Üç Dokuya Bölütlenmiş Görüntü, **c)** Arka Plandan Kafanın Çıkartıldığı Görüntü (Teta1 Açısının Hesabında Kullanılır), **d)** Histogramda İkinci En Büyük Değere Sahip Düğümün Temsil Ettiği Doku (Teta2 Açısının Hesabında Kullanılır), **e)** Teta1 Açısına Göre Sol Tarafa Ait Histogram, **f)** Teta1 Açısına Göre Sağ Tarafa Ait Histogram, **g)** |Sağ Tarafa Ait Histogram – Sol Tarafa Ait Histogram|

Tablo 5.11: Tümörlü 4 MR Görüntüsü İçin Dalgacık Dönüşümü Yöntemiyle Elde Edilen Tümör Parametreleri

Tümörlü 4 görüntüsü için tümör parametreleri: Dalgacık dönüşümü ile elde edilen özniteliklere göre		
Parametre 1	Parametre 2	Parametre 3
$ Teta1-Teta2 $	$ Sağ\ histogram - Sol\ histogram $	$ Sağ\ histogram - Sol\ histogram $ (satır-satır)
11,154	8636	16428 (300-400)

Tablo 5.11’de verilen $|Teta1-Teta2|$ değerinin Tümörlü 4 MR görüntüsü için büyük değerlerde olduğu gözlenmektedir, Parametre 3 değeri normal görüntüye göre büyüktür. Parametre 2 değeri normal görüntülerden elde edilen Parametre 2 değerine göre bir hayli büyüktür. Dolayısı ile Parametre 1 ve Parametre 2 değerleri normal görüntüden farkı daha açık göstermektedir.

MR görüntülerinin simetrisizliği moment hesabı ve histogram tekniği ile hesap edilmiştir. Bu sonuçlara göre elde edilen MR görüntülerde oluşan lezyonların tespiti beyin kesitinde oluşan simetrikliğin bozulmasına bağlı olarak değişmektedir.

Tümör deteksiyonu:

1. Bazen sadece bir parametre ile
2. Bazen iki parametre ile ya da tüm parametreler birlikte kullanılarak bir sonuca varılabilmektedir.
3. Tümör varsa üçüncü parametrenin hesabında kullanılan histogram matrisi ile tümörün yeri belirlenebilecektir.

6. TARTIŞMA

Tez çalışmasında beyin tümörlerinin tespiti için beyin kesit görüntülerindeki simetrisizlikler temel alınmıştır. Bu bağlamda beyin kesitleri üç dokuya bölütlenir: Arka-plan ve beyin içinde iki doku. Tezde beyin içindeki iki dokunun geometrik simetrisizliği tümör varlığı olarak ele alınmıştır.

Bu çalışmada seçilen her iki öznitelik çıkartma yönteminin (komşu benek gri seviye dağılımı ve dalgacık dönüşümü) de literatürde yaygın olarak kullanıldığı gözlenmektedir. Tezde kullanılan yapay sinir ağı, eğiticişiz bir öğrenmeye sahiptir. Eğiticişiz öğrenmede sınıf sayısının belirlenmesine ihtiyaç yoktur. Bazı medikal görüntülerde sınıfların sayısı önceden bilinmemektedir. Dolayısıyla, eğiticişiz öğrenme, bölütleme sonunda bilinmeyen yeni dokuların ortaya çıkmasına imkan sağlar.

Bu tezde tümörlü dokuların varlığına işaret eden yeni parametreler belirlenmiş ve tümörün beyin hacmi içindeki yerinin tespit edilebilmesi için bir algoritma geliştirilmiştir. Beyin tümörlerinin bulunmasında kafanın sağ ve sol yarısı arasındaki geometrik simetri son derece önemlidir. Kesitler içindeki simetrisizlik, bölütlenmiş görüntüler üzerinde başarıyla tespit edilebilmiştir.

Literatürde tümör tespiti için sentetik olarak oluşturulmuş beyin kesit görüntüleri kullanılmaktadır. Bu sentetik görüntüler ile incelenen beyin kesitleri karşılaştırılmakta aradaki farklılıklar incelenen beyin kesiti içindeki anormallikleri işaret etmektedir. Bu referans beyin kesit görüntüleri, hastanın yaşını, fiziksel yapısını temsil edememektedir. Bu çalışmada önerilen yöntem, referans kesit görüntüler kullanılmadan beyin içindeki tümörlerin tespit edilmesine imkan vermiştir.

Tez içinde en yüksek histogram değerine sahip düğümün arka-planı temsil ettiği varsayılmaktadır. Bu varsayım mevcut beş görüntü için tutarlı bulunmuştur. Tutarlılık durumunda arka-plan benek sayısının artırılması önerilmektedir.

Bölütleme tekniđi simetrisizliđi bulmada son derece büyük öneme sahiptir. Tümör olmadığı durumda hatalı kararlar küçük simetrisizliklerden kaynaklanacaktır. Ayrıntıları yumuşatan bölütleme teknikleri, tümör deteksiyonunda karşılaşılabacak hataları küçöltecektir. Dalgacık dönüşümü ile bölütlenmiş görüntülerde ayrıntının daha fazla ortaya çıktığı gözlenmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] **Lauterbur, P.C.**, 1973. Image formation by induced local interactions: examples employing nuclear magnetic resonance, *Nature* **242**:190-191.
- [2] **Stark, D.D. and Bradley, W.G.**, 1988. Magnetic Resonance Imaging, C.V. Mosby Co., St. Louis, MO.
- [3] **Farrar, T.C.**, 1987. An Introduction To Pulse NMR Spectroscopy, Farragut Press, Chicago.
- [4] **Hounsfield, G.N.**, 1973. *Br. J. Radiol.* **46**:1016-1022.
- [5] **Dumoulin, C.L., Souza, S.P. and Hart, H.R.**, 1987. Rapid Scan Magnetic Resonance Angiography, *Magn. Reson. Med.* **5**:238-245.
- [6] **Hornak, J. P.**, 2007. The Basics of MRI , 1996 - 2007.
- [7] **Li, X. and Hornak, J.P.**, 1994. T_2 Calculations in MRI: Linear versus Nonlinear Methods, *J. Imag. Sci. & Technol.* **38**:154-157.
- [8] **Gong, J. and Hornak, J.P.**, 1992. A Fast T_1 Algorithm, *Magn. Reson. Imaging* **10**:623-626.
- [9] **Shapiro, L.G. and Stockma, G.C.**, 2001. Computer Vision, pp 279-325, New Jersey, Prentice-Hall, ISBN 0-13-030796-3
- [10] **Pham, D.L., Xu, C., and Prince, J.L.**, 2000. Current Methods in Medical Image Segmentation, *Annual Review of Biomedical Engineering*, volume 2, pp 315-337
- [11] **MacQueen, J.B.**, 1967. Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, *Proceedings of 5-th Berkeley Symposium*

on Mathematical Statistics and Probability, Berkeley, University of California Press, 1:281-297

- [12] **Ohlander, R., Price, K. and Reddy, D.R.**, 1978. Picture Segmentation Using a Recursive Region Splitting Method, *Computer Graphics and Image Processing*, volume 8, pp 313-333
- [13] **Shi, J. and Jitendra, M.**, 1997. Normalized Cuts and Image Segmentation, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp 731-737
- [14] **Han, X., Xu, C. and Prince, J.L.**, 2003. A Topology Preserving Level Set Method for Geometric Deformable Models, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol 25, No 6, pp. 755-768.
- [15] **Xu, C. and Prince, J.L.**, 1997. Gradient Vector Flow: A New External Force for Snakes, *Proc. IEEE Conf. on Comp. Vis. Patt. Recog. (CVPR)*, Los Alamitos: Comp. Soc. Press, pp. 66-71.
- [16] **Chen, D.R., Chang, R.F. and Huang, Y.L.**, 2000. Breast Cancer Diagnosis Using Self-Organizing Map For Sonography. *World Federation for Ultrasound in Med. & Biol.*, 26(3), 405–411.
- [17] **Loizou, C., Christodoulou, C., Pattichis, C.S., Istepanian, R., Pantziaris, M. and Nicolaides, A.**, 2002. Speckle Reduction in Ultrasonic Images Of Atherosclerotic Carotid Plaque. *14th Int. IEEE Conf. on Digital Signal Processing*, 525-528
- [18] **Pavlopoulos, S., Kyriacou, E., Koutsouris, D., Blekas, K., Stafylopatis, A. and Zoumpoulis, P.**, 2000. Fuzzy Neural Network Computer Assisted Characterization of Diffused Liver Diseases Using Image Texture Techniques on Ultrasonic Images. *IEEE Eng. in Med. and Bio.Mag.* 19(1), 39-47

- [19] **Kadyrov, A., Talepbour, A. and Petrou, M.,** 2002. Texture Classification with Thousands of Features, *13th British Machine Vision Conference*, Cardiff-UK.
- [20] **Rajpoot, N.M.,** 2002. Texture Classification Using Discriminant Wavelet Packet Subbands, *45th IEEE Midwest Symposium on Circuits and Systems*, Tulsa-USA.
- [21] **Tao, Y., Muthukkumarasamy, V., Verma, B. and Blumenstein, M.,** 2003. A Texture Feature Extraction Technique Using 2D-DFT and Hamming Distance. *5th Int. Con.on Computational Intelligence and Multimedia App.*, Xi'an-China.
- [22] **Sorwar, G., Abraham, A. and Dooley, L.S.,** 2001. Texture Classification Based on DCT and Soft Computing, *10th IEEE International Conference on Fuzzy Systems*.
- [23] **Ölmez, T.,** 2007. İstanbul Teknik Üniversitesi, Medikal Görüntüleme Ders Notları.
- [24] **Graps, A.,** 1995. An introduction to wavelets, *IEEE Computational Science and Engineering*, Summer 1995. Vol. 2, Num. 2.
- [25] **Rao, R.M. and Bopardikar, A.S.,** 1998. Wavelets Transforms Introduction to Theory and Applications”, Addison Wesley Longman, Massachusetts, p. 1-94.
- [26] **Polikar, R.,** 2007. Fundamental Concepts & An Overview of the Wavelet Theory, <http://engineering.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTtutorial.html>.
- [27] **Goswami, J. and Chan, A.,** 1999. Fundamentals of Wavelets, John Wiley & Sons Inc.
- [28] **Apaydın, E.,** 1994. GAL: Networks That Grow When They Learn and Shrink When They Forget, *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol. 8, No. 1 (1994) 391-414.

- [29] **Kohonen, T.**, 1990. The self-organizing map, *Proceedings of the IEEE*, 78(9):1464-1480.
- [30] **Joshi, S., Lorenzen, P., Gerig, G. and Bullit, E.**, 2003. Structural and radiometric asymmetry in brain images. , *Medical Image Analysis* 7,155–170.
- [31] **Jain, A.K.**, 1989. Fundamentals of Digital Image Processing , Prentice Hall, Inc (pp. 155-159),. (ISBN 0-13-336165-9).

ÖZGEÇMİŞ

Ali Fersak, 1975 yılında Aladağ/Adana’da doğdu. 1992 yılında Adana 19 Mayıs Lisesini tamamladı ve bir yıl sonra İstanbul Teknik Üniversitesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümünde lisans öğrenimine başladı. 1998 yılında lisans öğrenimini tamamladıktan sonra, İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı, Biyomedikal Mühendisliği Programında yüksek lisans çalışmasına başladı.Çeşitli kuruluşlarda Sistem mühendisi, Ağ Uzmanı, Veritabanı tasarımı ve yönetimi, Ürün geliştirme, Proje geliştirme konularında çalışmıştır. Ağ yönetimi, Sistem yönetimi gibi çeşitli projelerde görev aldı. Şu anda HP Türkiye’de şirketin kurumsal müşterilerine danışmanlık yapmaktadır. İngilizce bilmektedir.