

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

AKCİĞER BT GÖRÜNTÜLERİNİN BÖLÜTLENMESİ VE DEĞERLENDİRİLMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Müh. Yusuf ÖZEN

**Haziran 2013
TRABZON**

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

AKCİĞER BT GÖRÜNTÜLERİNİN BÖLÜTLENMESİ VE
DEĞERLENDİRİLMESİ

Bilgisayar Mühendisi Yusuf ÖZEN

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce
"BİLGİSAYAR YÜKSEK MÜHENDİSİ"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 24.05.2013
Tezin Savunma Tarihi : 21.06.2013

Tez Danışmanı : Doç. Dr. Cemal KÖSE

Trabzon 2013

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında

Yusuf ÖZEN tarafından hazırlanan

**AKCİĞER BT GÖRÜNTÜLERİNİN BÖLÜTLENMESİ VE
DEĞERLENDİRİLMESİ**

**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 28 / 05 / 2013 gün ve 1507 sayılı
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

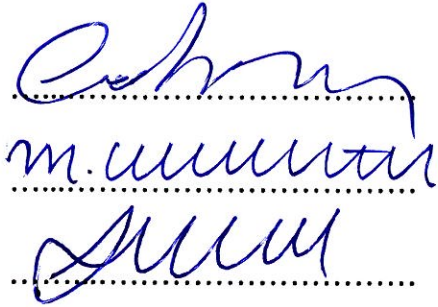
olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Başkan : Doç. Dr. Cemal KÖSE

Üye : Doç. Dr. Mustafa ULUTAŞ

Üye : Doç. Dr. Ali GANGAL

The image shows three handwritten signatures in blue ink, each on a dotted line. The first signature is for Cemal Köse, the second for Mustafa Ulutaş, and the third for Ali Gangal.

Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ

Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ

Teknoloji ve bilimin gelişimi, tıp alanındaki gelişimi de tetiklemiştir. Medikal cihazların donanımsal olarak geliştirilmesi, yeni görüntüleme yöntemlerinin bulunması tıp alanındaki gelişimi hızlandırmıştır. Donanımsal gelişimin yanı sıra bu sistemleri destekleyen yazılımsal gelişim de önemli ölçüde değer kazanmıştır. Medikal görüntülerin değerlendirilmesi sırasında uzmanlara yol gösterici yazılımlar zamanla artış göstermiştir. Görüntüleme alanındaki bu gelişim, en çok görüntü işlemenin önemini artırmış, bu alanda yapılan çalışmalar daha da hız kazanmıştır.

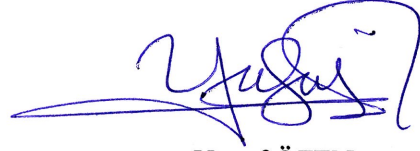
Yaptığım çalışma görüntü işleme alanındaki bölütleme işlemlerinin önemi, uygulanması ve sonuçları üzerine bir çalışmadır. Bu bağlamda ana hedef bölütleme yöntemlerinin vücuttaki doku ve organların tespitindeki başarısını karşılaştırmalı olarak ölçmektir.

Çalışmamda bana yol gösteren danışman hocam Doç.Dr Cemal KÖSE'ye, bu süreçte manevi desteğini eksik etmeyen eşim Nalan ÖZEN'e ve mesai arkadaşlarıma teşekkürü bir borç bilirim.

Yusuf ÖZEN
Trabzon 2013

TEZ BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “Akciğer BT Görüntülerinin Bölütlenmesi ve Değerlendirilmesi” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Doç. Dr. Cemal Köse’nin sorumluluğunda tamamladığımı, verileri kendim topladığımı, deneyleri ve analizleri ilgili laboratuarlarda yaptığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 04 / 07 /2013



Yusuf ÖZEN

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET.....	VII
SUMMARY.....	VIII
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	IX
TABLolar DİZİNİ.....	XI
SEMBOLLER DİZİNİ.....	XII
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş.....	1
1.2. Medikal Görüntüleme Teknikleri	1
1.2.1. Röntgen Fiziği	2
1.2.2. Röntgen.....	3
1.2.3. Bilgisayarlı Tomografi.....	5
1.2.4. Ultrasonografi.....	9
1.2.5. Manyetik Rezonans (MR).....	10
1.2.6. Pozitron Emisyon Tomografisi (PET).....	12
1.2.7. Medikal Verilerin Saklanması ve DICOM Görüntü Formatı.....	14
1.3. Görüntü İşleme Teknikleri.....	15
1.3.1. Görüntü Bölütleme.....	16
1.3.2. Görüntü Bölütleme Yöntemleri.....	16
1.3.2.1. Kenar Tabanlı Bölütleme Yöntemleri.....	17
1.3.2.2. Alan Tabanlı Bölütleme Yöntemleri.....	18

1.3.2.2.1.	Eşikleme.....	18
1.3.2.2.1.2.	Otsu Eşikleme Metodu.....	19
1.3.2.2.2.	Alan Büyültme Yöntemleri.....	19
1.3.2.2.3.	Kümeleme Yöntemleri.....	19
2.	YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME.....	21
2.1.	Görüntülerin Elde Edilmesi.....	24
2.2.	Görüntülerin El ile Bölütlenmesi.....	25
2.3.	Görüntülerin Otomatik Bölütlenmesi.....	26
2.3.1.	K-Ortalamlar Kümeleme Algoritması.....	26
2.3.2.	EM (Expectation-Maximization) Kümeleme Algoritması.....	28
2.3.3.	Fuzzy C-Means (Bulanık C Ortalamalar) Kümeleme Algoritması.....	29
2.3.4.	Kümeleme Algoritmalarının Akciğer Görüntülerine Uygulanması.....	32
2.3.4.1.	Kümeleme Algoritmaları İçin "k" Değerinin Seçilmesi ve Etkileri.....	32
2.4.	Sonuçların Hesaplanması.....	41
2.4.1.	K-ortalamlar Kümeleme Algoritması Sonuçları.....	42
2.4.2.	EM Kümeleme Algoritması Sonuçları.....	47
2.4.3.	Fuzzy C-Means (FCM) Kümeleme Algoritması Sonuçları.....	51
2.4.4.	K-Ortalamlar ve EM Yöntemlerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması.....	57
2.4.5.	Tüm Yöntemlerin Sonuçlarının Karşılaştırılması.....	60
2.4.6.	Tüm Yöntemlerin Sonuçlarının Görsel Olarak Karşılaştırılması.....	63
3.	SONUÇLAR.....	66
4.	ÖNERİLER.....	68
5.	KAYNAKLAR	69
ÖZGEÇMİŞ		

Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

AKCİĞER BT GÖRÜNTÜLERİNİN BÖLÜTLENMESİ VE DEĞERLENDİRİLMESİ

Yusuf ÖZEN

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Doç. Dr. Cemal KÖSE
2013, 72 Sayfa

Günümüzde medikal alanlardaki gelişime katkı, tıbbi bilimlerin yanı sıra mühendislik bilimlerinin de katkısı ile de gerçekleştirilmektedir. Hastalıkların teşhis, tanı ve tedavisinde uzman doktorlara yol gösterici tıbbi donanım ve yazılımlar gün geçtikçe önem kazanmaktadır. Medikal görüntüleme sistemlerinin teknolojiye paralel hızlı gelişimi, bu sistemlerin yazılımsal olarak desteklenmesi gerçeğini doğurmuştur. Medikal görüntülerin dijital olarak güvenli bir şekilde depolanması, gerektiğinde hızlı bir şekilde erişilebilmesi yazılımsal sistemlerin gelişimi sayesinde kolaylıkla sağlanabilmektedir.

Yapılan çalışma, BT göğüs görüntülerinden akciğer dokusunun bölütlenerek elde edilmesinde kullanılan farklı yazılımsal tekniklerin uygulanmasını ve bölütleme işlemindeki başarılarının karşılaştırmalı olarak ele alınmasını kapsamaktadır. Yöntemler, bölütleme işleminde diğer yöntemlere oranla daha nadir, sınıflandırmada ise temel olarak kullanılan k-ortalamlar (k-means) ve beklenti maksimizasyonu (expectation maximization) kümeleme yöntemleridir. İlk aşamada görüntü veri tabanı oluşturulmuş ve sonuçların hesaplanmasında kullanılmak üzere görüntüler el ile bölütlenerek kaydedilmiştir. İkinci aşamada kullanılan yöntemler görüntülere uygulanarak yarı-otomatik bölütleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Morfolojik operatörler kullanılarak elde edilen sonuç görüntülerindeki küçük alanlı bölgeler ve akciğer dokusuna ait olmayan kısımlar çıkarılmıştır. Her iki yöntem için doğruluk, hassaslık ve özgünlük değerleri hesaplanmıştır. Akciğer bölütlemesinde, EM algoritmasının K-means algoritmasına göre daha iyi sonuçlar ürettiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Akciğer Bölütleme, K-ortalamlar, Beklenti Maksimizasyonu, Fuzzy C-Means, Bilgisayar Destekli Tanı

Master Thesis

SUMMARY

SEGMENTATION AND EVALUATION OF CHEST CT IMAGES

Yusuf ÖZEN

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Computer Engineering Graduate Program
Supervisor: Assoc. Prof. Cemal KÖSE
2012, 72 Pages

Today's contribution to the development of the medical fields are achieving with medical sciences as well as engineering sciences. For diagnosis and treatment of diseases, medical hardwares and softwares which guides consultants are becoming increasingly important. The development of the medical imaging systems parallel to the technology have revealed the fact that these systems must be supported in software. To securely store the digital medical images and make them swiftly accessible can be handled with the help of the software systems which are in progress of development.

This study includes the implementation of techniques that used to obtain the lung tissue by segmentation of the chest CT images and the comparative consideration of their success. Used methods are k-means and expectation-maximization clustering which are less common in image segmentation but more in classification. At the first stage, the image database has been created and then recorded images are manually segmented to calculate result images. In second stage, semi-automatic image segmentation carried out for the images by applying the preferred methods. By using the morphological operators small areas and non-lung tissue regions removed from the latest images. Both method results for the accuracy, sensitivity and specificity values were calculated. In lung segmentation EM clustering method produced better results than the k-means clustering method.

Key Words: Lung Segmentation, K-means Clustering, Expectation-Maximization, Fuzzy C-Means, Computer Aided Diagnosis

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1. İlk röntgen filmi, bayan Röntgen'in el grafisi.....	2
Şekil 1.2. X ışınlarının üretimi, röntgen tüpü.....	3
Şekil 1.3. Röntgen filmi, kafa iskeleti.....	4
Şekil 1.4. BT cihazı ve akciğer kesitleri.....	6
Şekil 1.5. Bilgisayarlı Tomografi Cihazı.....	6
Şekil 1.6. Tarama fazı.....	7
Şekil 1.7. Bilgisayarlı Tomografi akciğer görüntüsü.....	8
Şekil 1.8. Ultrasonografi Cihazı.....	9
Şekil 1.9. Ultrasonografi görüntüsü.....	10
Şekil 1.10. MR cihazı.....	11
Şekil 1.11. MR görüntüsü.....	12
Şekil 1.12. PET cihazı.....	13
Şekil 1.13. PET görüntüsü.....	14
Şekil 1.14. DICOM görüntülerde merkez ve genişliğin etkisi.....	15
Şekil 1.15. Histogram Örneği a)Görüntü b) Görüntüye ait histogram.....	18
Şekil 2.1. Akciğer BT görüntülerinden biri.....	24
Şekil.2.2. El ile bölütlenmiş bir akciğer görüntüsü.....	26
Şekil.2.3. Örnek küme elemanlarının K-ortalamalar ve EM işlemleri sonucu dağılımları.	29
Şekil 2.4. Örnek Fuzzy C-means sonuç görüntüsü.....	31
Şekil 2.5. Giriş parametresi k=5 için K-ortalamalar algoritması sonuç görüntüsü.....	36
Şekil 2.6. Küme değeri 2'ye göre eşikleme işlemi sonucu	37

Şekil 2.7. Tersleme ve çatlak yapıların giderilmesi sonucu elde edilen sonuç görüntüsü....	39
Şekil 2.8. K-ortalamlar algoritması yarı otomatik bölütleme sonuç görüntülerinden biri..	40
Şekil 2.9. EM algoritması yarı otomatik bölütleme sonuç görüntülerinden biri.....	41
Şekil 2.10. Üst kesite ait örnek görüntü ve sonuçları.....	45
Şekil 2.11. Alt kesite ait örnek görüntü ve sonuçları.....	46
Şekil.2.12. Üst kesite ait örnek görüntü ve sonuçları.....	49
Şekil 2.13. Alt kesite ait örnek görüntü ve sonuçları.....	50
Şekil 2.14. FCM ilk adım görüntüsü.....	53
Şekil 2.15. FCM üst kesit eşiklenmiş görüntü.....	54
Şekil 2.16. FCM üst kesit eşiklenmiş görüntü.....	54
Şekil 2.17. Alt kesite ait örnek görüntü ve sonuçları.....	55
Şekil 2.18. Üst kesite ait örnek görüntü ve sonuçları.....	56
Şekil 2.19. Üst kesitler için K-ortalamlar ve EM algoritmaları karşılaştırması.....	57
Şekil 2.20. Alt kesitler için K-ortalamlar ve EM algoritmaları karşılaştırması.....	58
Şekil 2.21. K-ortalamlar ve EM algoritmaları genel başarı oranları karşılaştırması.....	59
Şekil 2.22. Üst kesitler başarı oranları karşılaştırması.....	60
Şekil 2.23. Alt kesitler başarı oranları karşılaştırması.....	61
Şekil 2.24. Genel başarı oranları karşılaştırması.....	62
Şekil.2.25. Üst kesite ait yöntemlerin sonuçları.....	63
Şekil.2.26. Alt kesite ait yöntemlerin sonuçları.....	65

TABLolar DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 2.1. Küme Giriş Değeri "k veya c" için ortalama hesaplama süreleri.....	33
Tablo 2.2. Küme Giriş Değeri "k veya c" için ortalama doğruluklar.....	33
Tablo 2.3. Küme Giriş Değeri "k veya c" için ortalama hassaslık değerleri.....	34
Tablo 2.4. Küme Giriş Değeri "k veya c" için ortalama özgünlük değerleri.....	34
Tablo 2.5. Küme değeri 5 için (k=5) 15 farklı görüntünün ortalama parlaklık değerleri.....	35
Tablo 2.6. K-ortalamalar algoritması üst kesit sonuçları.....	43
Tablo 2.7. K-ortalamalar algoritması alt kesit sonuçları.....	43
Tablo 2.8. K-ortalamalar algoritması üst ve alt kesitler için ortalama değerler.....	44
Tablo 2.9. EM algoritması üst kesit sonuçları.....	47
Tablo 2.10. EM algoritması alt kesit sonuçları.....	48
Tablo 2.11. EM algoritması üst ve alt kesitler için ortalama değerler.....	48
Tablo 2.12. FCM algoritması üst kesit sonuçları.....	51
Tablo 2.13. FCM algoritması alt kesit sonuçları.....	51
Tablo 2.14. FCM algoritması üst ve alt kesitler için ortalama değerler.....	52
Tablo 2.15. Üst kesitler için K-ortalamalar ve EM algoritmaları sayısal değerler.....	57
Tablo 2.16. Alt kesitler için K-ortalamalar ve EM algoritmaları sayısal değerler.....	58
Tablo 2.17. K-ortalamalar ve EM algoritmaları genel sonuçlar.....	59
Tablo 2.18. Üst kesitler için sayısal sonuçlar.....	60
Tablo 2.19. Alt kesitler için sayısal sonuçlar.....	61
Tablo 2.20. Genel sayısal sonuçlar.....	62

SEMBOLLER DİZİNİ

BT	Bilgisayarlı Tomografi
MR	Manyetik Rezonans
USG	Ultrasonografi
PET	Pozitron Emisyon Grafisi
FCM	Fuzzy C-Means
CT	Computed Tomograph
RG	Region Growing
ROI	Region Of Interest

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Teknolojinin gelişimi diğer alanlarda olduğu gibi tıp ile ilgili bilimlerde de gelişme göstermiştir. Yeni görüntüleme teknikleri ve cihazlarının kullanılmaya başlaması hastalıkların teşhis, tanı ve tedavisinde önemli rol oynamaktadır. Bilgisayarlı teknolojilerin gelişmesi ile beraber medikal alanda elde edilen görüntülerin dijital olarak saklanabilmesi sağlanmıştır. Bu veriler merkezi bir yerde daha sonra kullanılmak üzere depolanabilir ve hastanın geçmişine dair çıkarımlar yapılması sağlanabilmektedir. Aynı zamanda yardımcı yazılımsal programlar kullanılarak görüntülerin iyileştirilmesi ve uzmanlara ilgili alanda daha detaylı bilgi vermesi sağlanabilmektedir.

Görüntü işleme tekniklerinden bölütleme işlemi görüntüden istenilen alanların çıkarılmasını sağlama işlemidir. Böylelikle ilgilenilen veri indirgenmiş ve kullanıcıya daha sade bir şekilde sunulmuş olmaktadır. Bölütleme işlemi için kullanılan yüzlerce teknik bulunmaktadır. Bu yöntemler kenar ya da alana tabanlı olabilmekte ve algoritmanın yapısına göre çeşitlilik gösterebilmektedir.

Bu çalışmada medikal görüntülerden akciğer BT görüntülerinin bölütlenmesi işlemi gerçekleştirilmiştir. Veri tabanında mevcut Bilgisayarlı Tomografi görüntülerine iki farklı kümele algoritması uygulanarak bölütleme işlemi gerçekleştirilmiş ve sonuçlar karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir.

1.2. Medikal Görüntüleme Teknikleri

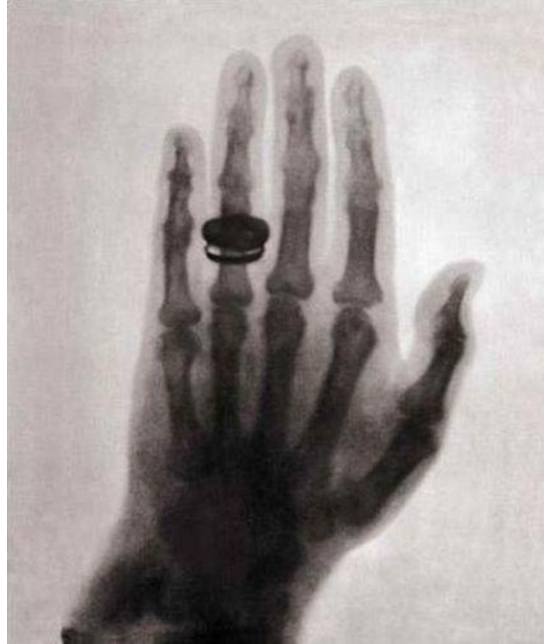
Medikal alanda geçmişten beri kullanılan veya yeni kullanılmaya başlanılan görüntüleme teknikleri bulunmaktadır. Görüntüleme teknikleri kullanım alanı ve görüntüleme yöntemine göre farklılık gösterebilmektedir.

1.2.1. Röntgen Fiziği

Günümüz görüntüleme yöntemlerinin temelini oluşturan ve tıp biliminde yeni bir çağ açan X ışınları 1895 yılında Alman fizik profesörü Wilhelm Conrad Röntgen tarafından keşfedilmiştir [1].

O tarihte Röntgen bir Crookes tüpünü indüksiyon bobinine bağlayarak tüpten yüksek gerilimli elektrik akımı geçirdiğinden tüpten oldukça uzakta durmakta olan cam bir kavanoz içindeki baryumlu platin siyanür kristallerinde bir takım pırıltıların olduğunu gözlemiştir. Bu tür pırıltılara neden olan ışınlar o ana kadar bilinmemesinden dolayı X-ışınları adını vermiştir.

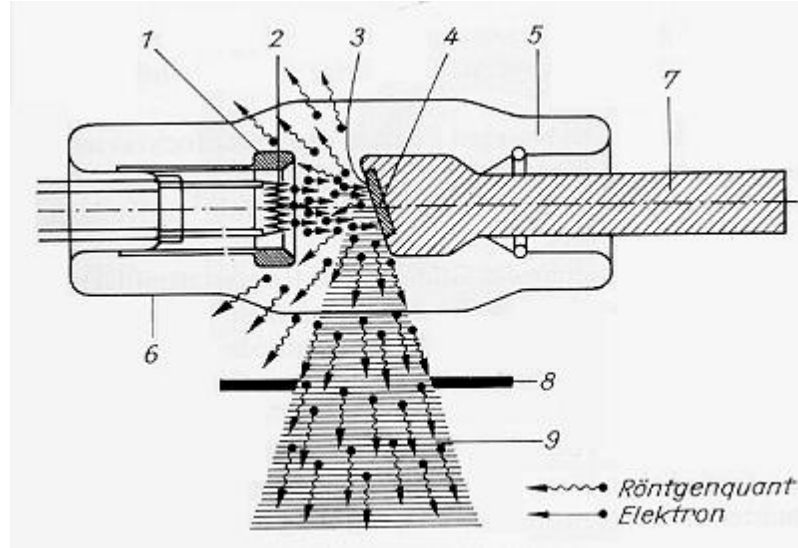
Tüpten yüksek gerilimli akım geçirildiğinde karşısındaki ekranda parıldamalar oluşturan ışınların değişik cisimleri farklı derecelerde geçebildiği kurşun plakalar tarafından ise tutulduğunu gözleyen Röntgen, eliyle tuttuğu kurşun levhanın ekrandaki gölgesini incelerken kendi parmak kemiklerinin gölgelerini de fark etti. Bu olay üzerine içinde fotoğraf plağı bulunan bir kasetin üzerine karısının elini yerleştirerek parmak kemiklerinin ve yüzüğünün görüntüsünü elde etmiştir.



Şekil 1.1. İlk röntgen filmi, bayan Röntgen'in el grafisi

1.2.2. Röntgen

X-ışınları, bir ucunda radyo dalgaları diğerinde kozmik ışınlar bulunan, içerisinde görülebilen ışığın da bulunduğu elektromanyetik radyasyon spektrumunda yer alır. Hızları ışık hızına eşit olan elektromanyetik radyasyonlar geçtikleri ortama enerji transfer ederler. Enerjileri frekansları ile doğru, dalga boyları ile ters orantılıdır. Boşlukta düz bir çizgi boyunca yayılan bu ışınların şiddetleri, maddeyi geçerken absorpsiyon ve yön değiştirme (saçılma) nedeniyle azalır. X-ışını, elektrik enerjisinin kinetik enerjiye çevrilmesi ile elde edilir. Şehir şebekesinden alınan alternatif akım, transformatörlerle yükseltilir ve rektifiye edilerek doğru akıma çevrilir. Bu yüksek gerilim, havası boşaltılmış bir cam tüp içerisindeki bir flaman (katot) ile karşısına konmuş anot arasına uygulanırsa, hızla anoda çarpan elektronların kinetik enerjilerinin büyük bir bölümü ısıya, çok az bir bölümü de x-ışını enerjisine dönüşür [2].



Şekil 1.2. X ışınlarının üretimi, röntgen tüpü

X-ışınlarının diyagnostik radyolojide kullanılmalarını sağlayan temel özellik, dokuyu geçebilme yetenekleridir. Flouresans ve fotografik özellikleri ise görüntünün elde edilmesini sağlar. İnsan vücudunun değişik atom ağırlığında ve değişik kalınlık ve yoğunlukta dokulardan yapıldığından, x-ışınının absorbsiyonu da farklı olacaktır. Farklı absorbsiyon ve girginlik sonucu, röntgen filmi üzerine değişik oranlarda düşen x-ışınları geçtikleri vücut parçasının bir görüntüsünü oluştururlar. Bu görüntü, siyahtan beyaza kadar değişen gri tonlardan oluşur.



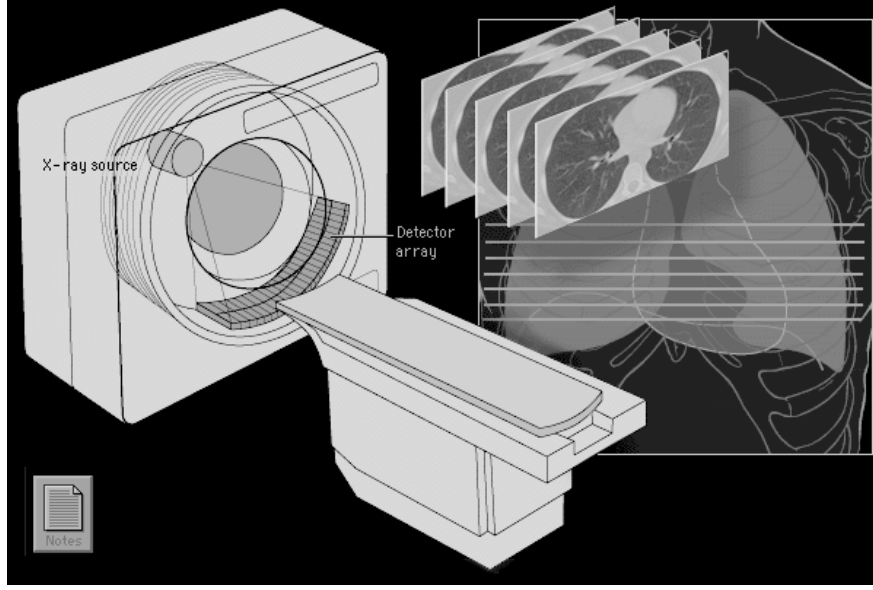
Şekil 1.3. Röntgen filmi, kafa iskeleti

1.2.3. Bilgisayarlı Tomografi

Tomografi; Yunanca tomos (kesit) ve graphia (görüntü) kelimelerinden oluşmakta ve kesitsel görüntü anlamına gelmektedir. [3]

Bilgisayarlı tomografi x-ışını (röntgen) kullanılarak vücudun incelenen bölgesinin kesitsel görüntüsünü oluşturmaya yönelik radyolojik teşhis yöntemidir. İnceleme sırasında hasta bilgisayarlı tomografi cihazının masasında hareket etmeksizin yatırılır. İstenilen görüntüyü elde etmek için ihtiyaç duyulan kesitlere uygun gelecek şekilde masa manuel ya da uzaktan kumanda ile cihazın "gantry" adı verilen açıklığına sokulur. Bir bilgisayara bağlı olan bu Cihaz; X-ışını tübünü masa uygun kesit pozisyonuna geldiği anda aktifleştirerek gantry'de bulunan dedektörleriyle hastadan geçen ve görüntü bilgilerini taşıyan X-ışını demetlerini absorbe eder. Dedektörden gelen veriler bir analog dijital çevirici kullanılarak sayısal verilere dönüştürülür ve bu görüntü bilgileri BT cihazının görüntü bilgisayarlarında işlenerek BT görüntüleri oluşturulur. Sonuçta dokuların birbiri ardısıra kesitsel görüntüleri oluşturulmuş olur. Oluşturulan görüntüler bilgisayar ekranından izlenebilir ya da bu görüntüler filme aktarılabilceği gibi gerektiğinde tekrar bilgisayar ekranına getirmek üzere optik diskte de depolanabilir.

BT cihazı X-ışın cihazlarının en gelişmişidir. Bu cihaz ile hekimler MR cihazında olduğu gibi vücudun belli bir bölgesinin kesit görüntüsünü çıkarabilme yeteneğine sahip olmuşlardır. Cihaz diğer röntgen cihazları gibi bir X-ışını tüpüne sahiptir. Ancak bu cihazın sabit bir tüp yapısı yerine, hareketli bir gantry üzerine monte edilmiş bir tüp yapısı vardır. Bu gantry sürekli ve belirli bir hızda dönerek şüpheli vücut bölgesinin üzerini taramış olur. Bu tarama; X-ışını dedektörüne gelen veriler doğrultusunda görüntü işleme bilgisayarlarıyla CT görüntüleri oluşturur. Oluşturulan bu görüntü MR görüntülerine oldukça benzemektedir.



Şekil 1.4. BT cihazı ve akciğer kesitleri

İlk klinik prototip BT cihazı Londra’da kullanılmıştır. Bu BT’de beyin görüntüleri elde olunmuş olup, bir kesit için tarama süresi 4.5 dakika ve bu kesit için görüntü oluşum süresi 20 dakika idi [5].Türkiyede ilk BT Hacettepe Üniversitesinde 1976 yılında kurulmuş ve sadece beyin tetkiki için kullanılmıştır.



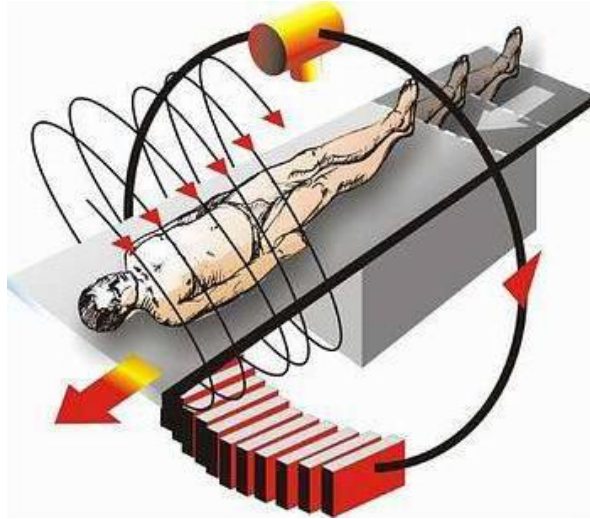
Şekil 1.5. Bilgisayarlı Tomografi Cihazı

BT çalışma prensibi olarak 4 ünitelerden oluşur [6]:

- 1- Kaynak: X- ışın tüpü
- 2- Dedektör: Hastadan geçen ışınları toplar.
- 3- Bilgisayar: Dedektörden gelen bilgileri alır, depolar ve görünür hale dönüştürür.
- 4- Monitör: Bilgisayarda oluşan dijital görüntüleri gösterir.

BT'de görüntü oluşumu üç aşamada gerçekleşir:

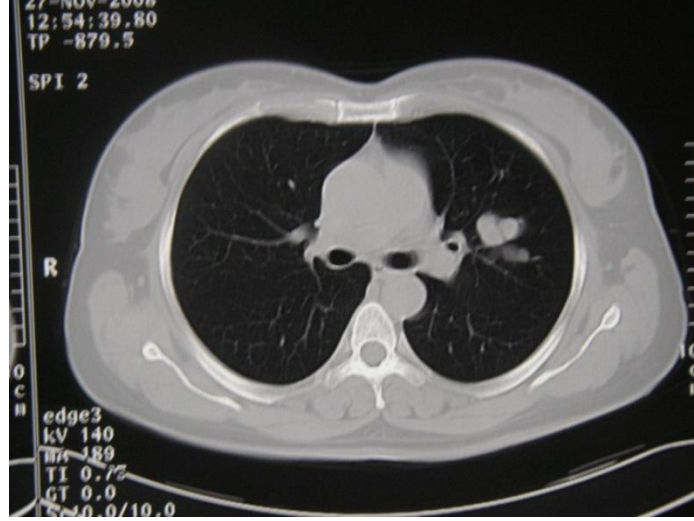
1. Tarama fazı: Yalpaze şeklinde X- ışınları vücudu delerek dedektörler tarafından absorpsiyon miktarı ölçülür. Dedektörler filmin yerine geçmiştir.



Şekil 1.6. Tarama fazı

2. Rekonstrüksiyon fazı: Dedektörlerden elde edilen elektrik sinyallerinin tarama alanını temsil edecek sayılardan oluşmuş haritaya dönüştürme işlemine rekonstrüksiyon denir. Bu işlemin yapılması için algoritmalar kullanılır. Görüntü birçok sayısal verilerden meydana gelmektedir. Bu sayısal noktacık şeklindeki verilerin en küçüğüne piksel adı verilir. Bu verilen derinliği düşünüldüğünde hacim söz konusu olup, en küçük hacim elemanına voksel denir.

3. Dijital-analog dönüşüm fazı: Grinin tonları şeklinde görülebilir hale getirilir.



Şekil 1.7. Bilgisayarlı Tomografi akciğer görüntüsü

Göğüs kafesi ve batin içi görüntülemelerde kullanım alanı çok geniştir. Özellikle bu bölgelerde var olan kitlelerin sınırlarını ve çevreye yayılmalarını açıkça ortaya koyar. Kafa içi incelemelerde BT ilk başvurulanan yöntemdir. En sık kullanıldığı alan ise kafa içi kanamaların acil olarak görüntülenmesini gerektiren durumlardır [7,8].

BT anjiyografi ile damar içi darlıklar gösterilebilir. Orta kulak içi kemikçiklerin ve yumuşak dokuların incelenmesi ile kafadaki içi hava dolu boşluklar olan sinüslerin incelenmesinde ilk tercih edilen görüntüleme yöntemidir. Omurgada hem kemiklerin hem de disk gibi yumuşak dokuların incelenmesini sağladığı için ortopedide, özellikle bel fıtıklarında önemli yeri vardır. Bir organdaki kitlenin sınırlarını ve büyüklüğünü gösterebileceği gibi, farklı fazlarda yapılan incelemelerde, dokunun yapısı hakkındaki önemli ipuçlarını başka bir girişim gerektirmeden verebilir.

1.2.4. Ultrasonografi

Ultrasonografi, vücuda çok yüksek frekanslı ses dalgaları göndererek farklı doku yüzeylerinden gelen ekoları saptama esasına dayanan bir görüntüleme yöntemidir. Ultrason insan kulağının işitmeyeceği kadar çok yüksek frekanslı ses dalgasıdır. Kullanımının kolay olması ve iyonizan radyasyon riskini taşımaması nedeniyle sıklıkla başvurulmuş bir yöntemdir. Özellikle yumuşak doku ve parankimal organların incelenmesinde temel tanı yöntemidir [9].



Şekil 1.8. Ultrasonografi Cihazı

Görüntülemeyi sağlayan ultrason ses dalgaları vurular (pulsar) halinde transdüser denen aletlerde üretilir. Transdüser enerjinin bir formunu başka bir forma çeviren alet olarak tanımlanır. Transdüserler pratikte genel olarak prob şeklinde tanımlanırlar. Ultrason transdüseri ise elektrik enerjisi ve ultrason dalgaları (mekanik enerji) arasındaki çevrimi sağlar. US transdüserlerinin en önemli komponenti piezoelektrik maddelerdir. Bunlar elektrik enerjisi ile mekanik titreşim ve mekanik titreşim ile de elektrik sinyali oluştururlar. Buna piezoelektrik olay denir. Piezoelektrik elemana elektrik uygulandığında titreştirir ve ultrasonik ses dalgası oluşumunu sağlar. Gönderilen eko yansıyıp tekrar piezoelektrik elemana döndüğünde onu titreştirir ve elektrik sinyallerine dönüştürülür.

Tanıya yardımcı bir inceleme olarak ultrasonografinin radyografiye göre en önemli üstünlüğü katı yapılarla sıvı birikimlerini kolayca birbirinden ayırt etmesidir; ultrasonografide sıvı birikmesi siyah renk verirken organ dokuları daha açık görünür.



Şekil 1.9. Ultrasonofgrafi görüntüsü

Ultrasonografi hastaya zarar vermediğinden kısa aralıklarla pek çok kez yinelenebilir; böylece bir hastalığın gelişiminin izlenebilmesini sağlar.

Düşük maliyet, aygıtın taşınabilirliği, yatağında inceleme imkanı, yöntemin uygulamadaki kolaylığı, incelemenin herhangi bir riski olmayışı cihazın avantajları olarak gösterilebilir. Yöntemin tek dezavantajı sadece uygulayan kişinin bilgi ve becerisine bağımlı olmasıdır.

1.2.5. Manyetik Rezonans (MR)

Manyetik rezonans görüntüleme çok güçlü bir mıknatıs ve radyo dalgaları kullanılarak görüntü elde edilmesini sağlayan ve iyonizan radyasyon içermeyen kesitsel bir radyolojik inceleme yöntemidir. Hasta sabit bir manyetik alan içine yerleştirildiğinde vücuttaki protonlar mıknatısın vektörü doğrultusunda paralel ve antiparalel dizilim göstererek dönüş (spin) yapar. Daha sonra radyo dalgaları gönderilerek dokulardaki hidrojen atomlarında sapmalar sağlanır. Radyo dalgaları kesildiğinde ise protonlar mıknatıs doğrultusundaki eski

konumlarına tekrar geri döner ve dönerken aldığı enerjiyi geri verir. Bir alıcı vasıtasıyla bu enerji sinyale dönüştürülür. Her doku için oluşan sapma farklı olduğundan, eski konumlarına dönme zamanları da farklı olur. Bu sinyal farklılıkları ile görüntüler oluşturulur. Hidrojen atomu su içeren dokularda fazladır. İnsan vücudunda da su ve yağ bol bulunur. Su ve yağ içerisinde hidrojen atomu en fazla bulunan atom olduğu için, MRG özellikle beyin, kas-iskelet sistemi ve batin içi organlar gibi solid organların değerlendirilmesinde etkin şekilde kullanılır [10].

Cihazın temeli, 1981 yılında ilk prototipleri geliştirilmiş ve uygulanmaya başlanmıştır. Gerçek anlamda modern tıbbın hizmetine ise 1984 yılında girebilmiştir. Cihaz o yıllarda tek bir üretici tarafından üretilmiş ve izleyen yıllarda üretici sayısı birkaç yıl içinde dörde çıkmıştır. MR cihazı ülkemizde ise ilk olarak 1986 yılında hizmete girmiş ve o tarihten bu yana sayısı giderek artmıştır.



Şekil 1.10. MR cihazı

Yöntemin kendine özgü bir takım artefaktları olmakla beraber, diğer görüntüleme yöntemlerinde bulunan bazı artefaktlar bu yöntemde görülmez. Bu nedenle diğer teknikler ile iyi görüntülenemeyen pek çok anatomik bölge ve yapının değerlendirilmesi mümkündür. Örneğin iç beyindeki posterior fossa bölgesinin görüntülenmesi imkanı bu cihazla olmuştur. Bunun yanı sıra MR beyindeki yapısal bozuklukları gösterebilme imkanı

nedeniyle nörolojik hastalıklarının (şizofreni gibi) tanısı yapılabilmektedir. MR ile damar içi yapıların görüntüleri alınabilmekte (MR anjiyografisi) ve kontrast madde kullanılmadan anjiyo yapılabilmektedir. MR 'ın bu özelliği yakın gelecekte konvansiyonel anjiyografinin yerini alacaktır.



Şekil 1.11. MR görüntüsü

Ancak MR görüntüleme tekniği BT ve Ultrasonografi tekniğine oranla çok daha pahalı bir yöntemdir. Her yöntemin birbirine göre avantaj ve dezavantajları olduğu için tahmin edilen patolojik bulguya uygun tetkiklerin yapılması ekonomik açıdan daha uygundur.

1.2.6. Pozitron Emisyon Tomografisi (PET)

Emisyon tekniğine dayalı bir görüntüleme yöntemidir. PET, hastaya verilen düşük dozda radyoaktif çekirdeklerden yayılan gama ışınlarını saptayarak vücut içerisindeki dağılımlarını belirleyen ve 3 boyutlu görüntülere çeviren en gelişmiş nükleer tıp yöntemidir [11].

PET cihazı daire şeklinde dizilmiş dedektör setlerini üzerinde barındıran bir şasiye sahiptir. Bir dizi şeklinde dizilmiş dedektörler vasıtasıyla vücuttan gelen Işınları (Pozitron

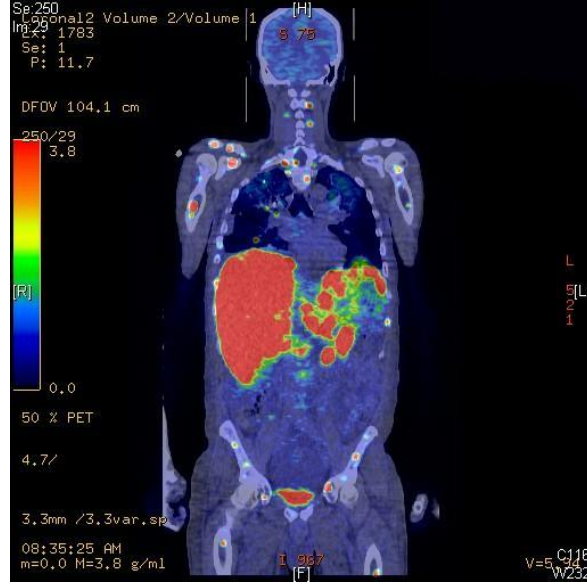
ışınları β) algılayarak dokuların kontrastlı görüntüsünü oluşturur. Bu görüntüler çekim anında ışıma yapan bölgenin o andaki fizyolojisi hakkında bilgi verir.



Şekil 1.12. PET cihazı

PET görüntüleme tekniğinde pozitron yayan radyoaktif çekirdekler kullanılır. Radyoaktif çekirdek kararlı hale geçmek için bozunurken; proton, nötron ve pozitif yüklü elektrona dönüşür yani çekirdekten pozitron fırlatılmış olur. Pozitron ortamda kısa bir mesafe ilerledikten sonra başka bir atomun elektronuyla (negatif yüklü) çarpışır. Bunun sonucunda iki kütle de yok olur ve enerjiye dönüşerek birbirine zıt hareket eden 511 keV'lık enerjide iki gama ışını oluşur. Bu olay pozitron yok olması veya çift oluşumu olarak isimlendirilir.

Radyoaktif madde insan vücuduna verildiğinde, o maddenin uğradığı insan dokusu; yüksek sensitiviteye sahip bir kamera sistemi tarafından incelenmekte ve içerisinde belirli bir radyoaktif madde bulunan dokunun yapısal görüntüsünü çıkarmaktadır. Cihaz görüntüyü oluştururken, radyoaktif özelliğe sahip maddenin, dokunun içerisinde hangi kimyasallarla reaksiyonlara girdiğini, hangi vücut bölgelerine gönderildiğini, hangi dokularda parçalandığını vb. fizyolojik doku bilgilerini üretir.

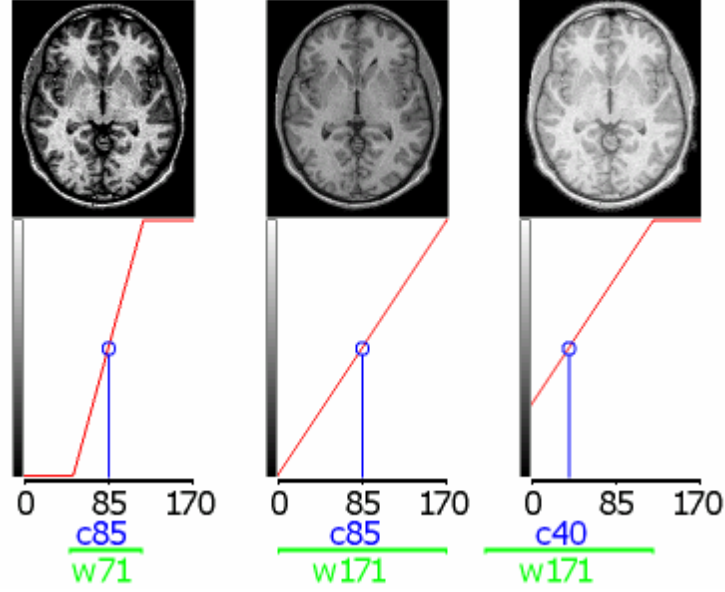


Şekil 1.13. PET görüntüsü

Vücutta metabolik değişiklikler her zaman için gözle görülebilir değişikliklerden önce meydana gelir. PET çalışmaları da metabolik değişiklikleri gösterdiği için lezyon hakkında, diğer görüntüleme yöntemlerinden daha erken bilgi verebilmektedir. Kanser dokularının gösterilmesinde halen mevcut en duyarlı yöntem olduğu bilinmektedir. PET yönteminin en önemli özelliği ve diğer görüntüleme yöntemlerinden farkı, henüz yapısal değişikliklerin gözlenmediği hastalığın erken dönemlerinde vücuttaki fonksiyonel/metabolik değişiklikleri saptayabilmesidir.

1.2.7. Medikal Verilerin Saklanması ve DICOM Görüntü Formatı

DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine), National Electrical Manufacturers Association (NEMA) tarafından ortaya çıkarılan ve CT, MRI, ultrason gibi medikal görüntülerin elde edilmesi, saklanması, iletilmesi ve çıktıya dönüştürülmesi için geliştirilmiş kapsamlı bir standartlar bütünüdür [12]. İçerisinde bir dosya formatı ve ağ iletişim protokolü tanımını barındırır. İletişim protokolü TCP/IP kullanarak sistemler arası iletişimi sağlayan bir uygulamadır.



Şekil 1.14 DICOM görüntülerde merkez ve genişliğin etkisi

Tek bir DICOM dosyası, kendi içinde hem hastadan alınan görüntü bilgisini hem de hastayla ilgili diğer bilgileri içerir. DICOM, medikal taramaların alınmasında en çok rağbet gören formattır. Xray/CT/PET cihazlarından alınan DICOM görüntüleri için pencere genişliği ve pencere merkezi terimleri sık kullanılır. Bu terimler, Şekil 1.14'te görülebileceği gibi görüntünün parlaklık ve karşıtlık değerleri hakkında bilgi verir. Bu özellik, DICOM formatındaki görüntülerin görünürlüğüne etkilediğinden görüntülerdeki farklı yapıların gösterilmesinde çok etkilidir. Örneğin genişlik ve merkez değerleri için 400:2000 değeri kemik yapılarının daha rahat görünmesini sağlarken 50:350 değerleri dokuların görünürlüğüne arttırır.

1.3. Görüntü İşleme Teknikleri

Görüntü işleme teknikleri görüntülerin elde edilmesi, iyileştirilmesi ya da farklı alt parçalara bölünlenip yorumlanması açısından farklı alanlarda kullanılabilen yardımcı yöntemlerdir.

1.3.1. Görüntü Bölütleme

Görüntü iyileştirme ve görüntü onarmadan farklı olarak görüntü bölütleme, görüntü analizi ile ilgili bir problem olup görüntü işlemenin gösterim ve tanılama aşamalarına görüntüyü hazırlama işlemidir [13]. Görüntü bölütleme, bir görüntüyü her biri içerisinde farklı özelliklerin tutulduğu anlamlı bölgelere ayırmak olarak da tarif edilebilir. Mükemmel bir görüntü bölütleme algoritması yoktur. Başka bir deyişle bölütleme algoritmalarının başarısı uygulanan görüntünün türüne göre değişkenlik gösterebilir.

Medikal görüntü bölütleme, anatomik parçaların görselleştirilmesi, anormalliklerin tespiti, dokuların ölçümü, yüzey tescili için ön işleme, görüntü tescili için ön işleme ve bunların sınıflandırılması ile ilgilenir. Bu işlem BT görüntülerinden kemiklerin veya arterlerin ayrıştırılması veya MR görüntülerinden beynin veya ciğerlerin ayrıştırılması olabilir. Görüntü bölütleme bu anlamda birçok klasik yaklaşıma ayrılabilir [14].

1.3.2. Görüntü Bölütleme Yöntemleri

Gri seviye görüntüler temel olarak iki farklı yaklaşımla bölütlenirler. İlk yaklaşım görüntü içindeki gri seviye değerlerin süreksizliğinden faydalanmaktadır. Diğer bir deyişle görüntüdeki ani gri seviye değişimlerine bağlı olarak hatların ve ayrıntıların tespit edilmesi işlemidir. Bu yaklaşımla çalışan algoritmalar kenar belirmeye dayalı bölütleme yöntemleri olarak bilinirler. Diğer bir yaklaşım görüntüdeki gri seviye piksel değerlerinin benzerliğini kullanmaktadır. Bu yaklaşımla bölütleme gerçekleştiren algoritmalar alan tabanlı çalışan bölütleme yöntemleri olarak adlandırılırlar.

Medikal alanda bölütleme işlemi temel adımlardan birisidir [15,16]. Herhangi bir medikal görüntüleme sistemi ile elde edilmiş görüntüler belirli organların incelenmesi amacıyla bölütleme işlemine tabii tutulur. Bölütleme işlemi 2 boyutlu ve 3 boyutlu olarak yapılabilir. 3 boyutlu bölütleme işlemi 2 boyutlu kesitler kullanılarak elde edilir ve kullanıcıya hacimsel ve görsel bilgiler verir [17,18,19,20].

Akciğer görüntülerinin bölütlenmesi kanser ve diğer hastalıkların teşhis ve tedavisi için sıkça kullanılan bir yöntemdir. Kanserli dokular ve tümörler bölütleme işlemi yardımı ile akciğer dokusundan ayırt edilebilir [21,22].

Akciğer görüntülerinin bölütlenmesi sırasında farklı teknikler kullanılabilir. Bölütleme işlemi için kenar tabanlı [23,24], alan tabanlı [25,26], bulanık mantık tabanlı [27,28] teknikler veya yapay sinir ağları [29] kullanılabilir.

1.3.2.1. Kenar Tabanlı Bölütleme Yöntemleri

Görüntüdeki kenarları belirleyebilmek için gri piksel değerlerindeki ani değişikliklerin tespit edilmesi gerekir. Bunu için kullanılan temel yaklaşım bölgesel türev alma işlemidir. Bölgesel olarak, görüntünün 1.türevi kenar bölgelerinde en büyük değere sahip olur (local maximum) ve görüntünün 2.türevi ise kenar bölgelerinde sıfır değerini üretir. Bölgesel olarak görüntüye ilişkin 1. ve 2. türevleri hesaplayarak elde edilen lokal maksimum ve sıfır geçiş noktaları ile, ilgili görüntü bölgesi için kenarlar belirlenmiş olur.

Görüntüdeki kenarları belirleyen fonksiyonun birinci türevi kullanılarak gradient tabanlı, ikinci türevini kullanarak laplasyen tabanlı kenar belirleme işlemi gerçekleştirilebilir.

Gradient tabanlı yöntemlerde fonksiyonun büyüklüğü ve yönü de tespit edilmektedir. Gri seviyedeki değişimler ne kadar büyükse fonksiyonun değeri o kadar büyük olmaktadır. Görüntüde normalde kenar olmayan kısımların eliminasyonu uygulanacak algorithmada fonksiyonun büyüklüğüne göre eşik değeri belirlenerek gerçekleştirilebilir. Uygun eşik değeri kenar belirleme fonksiyonunun birinci türevine ait histogram incelenerek belirlenebilir.

Laplasten tabanlı yöntemlerde kenar fonksiyonunun ikinci türevleri alınarak sıfır geçiş noktaları hesaplanmaktadır. Laplasyen maskesinin görüntü maskesi ile konvolüsyonu sonucunda elde edilen sıfır geçiş noktaları, yani ikincil türevin sıfır olduğu geçiş noktaları, hesaplandıktan sonra gradient tabanlı yöntemlerdeki gibi eşik değeri ile karşılaştırılarak kenarlar belirlenmektedir.

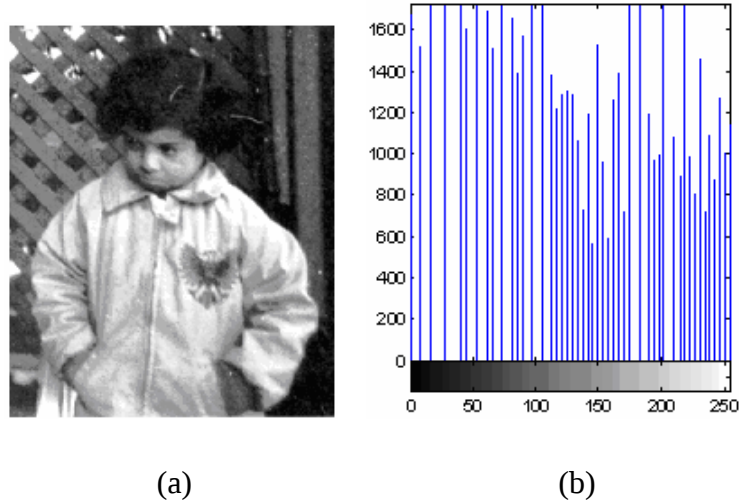
Laplasyen tabanlı yöntemler ikinci türevler kullanıldığından dolayı gradiente oranla görüntüye daha duyarlı yöntemlerdir. Görüntü içerisindeki en küçük ani değişimler bile bir sıfır geçişi oluşturacakları için, laplasyen tabanlı yöntem ile elde edilen kenar görüntülerinde çok fazla sayıda yanlış kenar noktalarının oluşması kaçınılmazdır.

1.3.2.2. Alan Tabanlı Bölütleme Yöntemleri

Görüntüdeki benzerlikleri dikkate alarak görüntünün farklı bölgelere ayrılması mümkündür. Bu çerçevede görüntü bölütleme; eşikleme (thresholding), büyütme (growing), ve bölme ve kaynaştırma (split and merge) işlemlerine dayalı olarak gerçekleştirilir.

1.3.2.2.1. Eşikleme

Eşikleme, görüntü bölütleme amacı için kullanılan en temel yaklaşımlardan birisidir [30,31]. Eşikleme işleminden amaç, görüntü içerisindeki nesneleri görüntü arka planından ayırmaktır. Eşikleme için, görüntüdeki gri seviye dağılımlarını gösteren görüntü histogramından faydalanılır. Histogram gri seviye bir görüntüdeki piksellerin parlaklık değerleri ile o değere ait piksel sayılarını gösteren grafiklerdir.



Şekil 1.15. Histogram Örneği a)Görüntü b) Görüntüye ait histogram

Eşiklenecek görüntünün türüne veya piksellerin dağılımına bağlı olarak eşikleme yöntemi çeşitlilik gösterebilir. Arka planın parlaklık ortalaması ile ayrılacak olan görüntünün parlaklık ortalaması arasındaki fark çok ise tek bir eşik değeri kullanılarak görüntü eşiklenebilir. Bu tür eşikleme işlemi bütünsel ya da global eşikleme olarak

adlandırılır. Fakat arka plan, ayrılacak olan görüntü ile iç içe ise genel bölütleme iyi sonuçlar üretmeyebilir. Bunun için optimal eşikleme kullanılabilir [30]. Bu eşikleme yönteminin uygulanacağı görüntü, farklı parlaklık ortalamalarına sahip birden fazla bölge içerir. Görüntüye ait histogramda birden fazla tepecik bulunur. Bu nedenle tek bir eşik değeri yerine birden fazla eşik değeri kullanılarak eşikleme işlemi gerçekleştirilir.

1.3.2.2.1.2. Otsu Eşikleme Metodu

Otsu yöntemi, en eski eşik belirleme yöntemlerinden birisidir. Bu yöntemde eşik değerinin belirlenmesi, obje ve arka plan piksellerine ait toplam sınıf içi değişimlerin en aza indirilmesi ile gerçekleştirilir. Diskriminant analizine ve sınıflar arasındaki varyansın en büyük olmasına dayanan bir yöntemdir. Bu eşik belirleme yönteminde sınıflardaki piksel sayıları yakın ise sonuçlar kullanılabilir niteliktedir.

Eğer görüntü içerisinde ikiden fazla piksel grubu mevcut ise bu durumda yöntemin çoklu eşiklemeyi sağlayacak eşik değerlerinin elde edilmesi için yeniden türetilmesi gerekir.

1.3.2.2.2. Alan Büyültme Yöntemleri

Bu yöntemde giriş değeri olarak bir başlangıç pikseli seçilir. Başlangıç pikselinden başlayarak sırayla ilgili pikselin komşu pikselleri özyinelemeli olarak incelenir. Eğer bölgeye uygun bir piksel ise bölgeye eklenir. Bir piksel eğer bölgeden çok farklı bir özelliğe sahip ise bu piksel yeni bölgenin başlangıç pikseli olarak alınarak işlemlere devam edilir [31].

1.3.2.2.3. Kümeleme Yöntemleri

Kümeleme yöntemleri görüntünün k adet veriye bölünmesi mantığına dayalı yöntemlerdir. Bölütleme işleminde k değeri görüntüdeki k tane alanı temsil etmektedir. Bu yöntemler iteratif yöntemler olup yakınsama oluncaya kadar hesaplama işlemine devam

ederler. Bilinen kümeleme yöntemlerine örnek olarak K-ortalamlar[32] ve beklenti maksimizasyonu (EM) verilebilir [33].

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME

Akciğer bölütlemesi ile ilgili yapılan literatür çalışmalarında çeşitli yöntemleri veya bu yöntemlerden bazılarının hibrid kullanımı ile oluşturulmuş yeni yöntemler kullanılmaktadır. Çalışmalar 2 boyutlu bölütlemenin yanı sıra 3 boyutlu bölütlemeleri de kapsamaktadır. Akciğer bölgesinin tespiti ve bölütlenmesinin ardından literatürde yapılan bazı yayınlarda akciğerdeki kanserli dokuların ve tümörlerin tespiti üzerine çalışmalar da gerçekleştirilmiştir. Aynı şekilde akciğer nodülleri ve akciğere ait diğer dokuların eldesi de bu kapsamda yapılan çalışmalar dahilinde gösterilebilir.

Sun , Sonka vd., [35] Yaptıkları çalışmada otomatikleştirilmiş OSF (optimum surface finding) bazlı bölütleme yönteminin yerel bölütleme hatalarını düzeltmek için yeni bir etkileşimli düzeltme yöntemi geliştirdiler. 3-D yüzeylerin işlenmesi için melez yapıda yeni bir kullanıcı arayüzü oluşturdular. Yöntem, OSF bazlı ciğer segmentasyonu uygulanmış ve bölütleme hataları belirli 18 CT veri seti ve 30 tane test durumundan oluşan veri seti üzerinde denenmiş. Yöntemle ortalama yüzey mutlak hata uzaklıklarının iyileştirilme sağlanmıştır. Önerilen yöntem genellikle BT görüntülerinin bölütlenmesinden çok bölütlenmede meydana gelen hataları iyileştirmede kullanılması önerilmektedir.

Tan, Schwartz ve Zhao [36] yaptıkları çalışmada geliştirdikleri algoritma ile yarı otomatik watershed, geometrik aktif sınırlar ve markov rastgele alanlar yöntemlerini birleştirdiler. Algoritmada öncelikle bir dilimlik lezyon bölgesi seçilmekte, watershed metodu ile lezyonun 3 boyutlu başlangıç yüzeyi oluşturulmakta ve geometrik aktif sınırlar yöntemi ile sınırlar inceltilmektedir. 26 tane nodül görüntüsü 6 radyoloji uzmanı tarafından sınırları belirlenerek bölütlenmiştir. Sonuçlar bu görüntülerle karşılaştırılarak performans değerleri elde edilmiştir. Önerilen yöntemin % 4'lük bir hata payı ile çalıştığı gözlemlenmiştir.

Keshani, Azimifar, Tajeripour ve Boostani [37] yaptıkları çalışmada ciğer nodüllerinin tespiti, bölütlenmesi ve tanınması için yeni bir bilgisayarlı tomografi yöntemi önermişlerdir. Ciğer görüntüleri öncelikle çeşitli maskeler ve aktif sınırlar modeli ile bölütlenmiş, daha sonra destek vektör makineleri kullanılarak nodüller tespit edilmiştir. En son olarakta, ciğer dokuları ciğerlerin duvarları/kenarları, özel/kanserli doku, bronşlar ve nodüller olarak sınıflandırılmıştır. Lung Image Database Consortium (LIDC) ve ANODE09 veritabanlarındaki ciğer görüntüleri kullanılarak literatürde kullanılan diğer yöntemlerle geliştirilen yöntem karşılaştırılmıştır. Sert, yumuşak ve boşluklu nodüller %89 oranında tespit edilmiştir.

Wei, Shen ve Li [38] yaptıkları çalışmada bölütleme aşamasında çeşitli yöntemler kullanmışlardır, İlk olarak akciğer bölgesi parankimasının göğüs bölgesinden ayrıştırılması için 3 boyutlu bağlantılı etiketleme ve alan genişletme (RG) yöntemleri kullanmıştır. Elde edilen sonuç görüntüsünü iyileştirmek için Bresenham yöntemi uygulanmıştır. Deneysel sonuçlar akciğer bölgesinin otomatik ve doğru olarak bölütlendiğini göstermiştir. Nodüllerin bölütlenme performansı %98.6, akciğer dokusunun bölütlenme doğruluğu %95.2 olarak ölçülmüştür. Ortalama bölütleme süresi görüntü başına 0.67 saniye olarak kaydedilmiştir.

BT görüntülerin yanısıra bölütlemeye PET görüntüleride kullanılmaktadır [39]. Yaptıkları bu çalışmada tümör boyutunun daha net belirlenmesi ve diğer komşu dokulara yayılımın nasıl olduğunu belirlemeye çalışmışlardır. Graf kesme yöntemi için önerdikleri enerji fonksiyonun uygulanması sonucunda elde ettikleri sonuçlar alansal bölütleme yöntemlerine oranla daha iyi sonuçlar vermiştir.

Graf kesme yöntemi bölütleme işleminde kullanılan temel yöntemlerin başında gelmektedir [40]. Yaptıkları çalışmada çoklu şekil graf kesme yöntemini 3 boyutlu akciğer görüntülerine uygulayıp akciğer dokularının ve nodüllerinin bölütlenmesini amaçlamışlardır. Bölütleme işlemi daha çok şekil bakımından özgün BT görüntülerine uygulanmıştır.

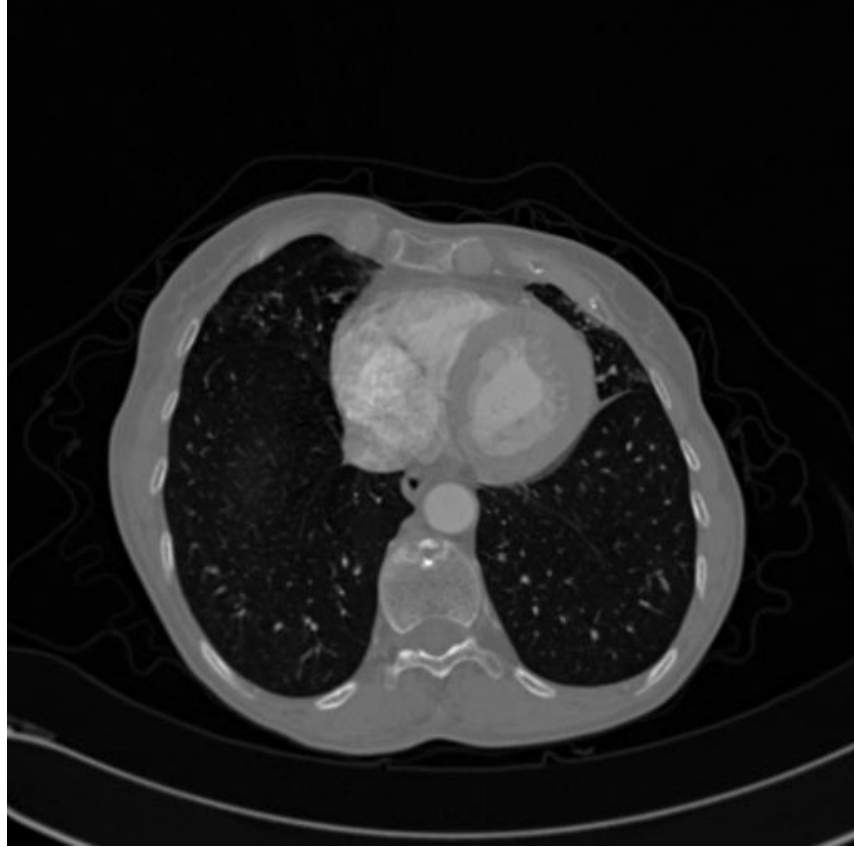
Sivakumar ve Chandrasekar [41] yaptıkları çalışmada alan tabanlı bölütleme yöntemlerini kullanmışlardır. Görüntüdeki piksellerin benzerliğinin kullanıldığı bu yöntemde pikseller kümelerine ayrılmak suretiyle bölütlenme amaçlanmıştır. Bulanık mantık tabanlı bir yöntem olan Fuzzy C-Means yöntemi kullanarak veri tabanına uygulanana yöntem sonuçları diğer kümeleme yöntemleri sonuçları ile karşılaştırılarak performans ölçülmüştür.

Meng, Furham [42] yaptıkları çalışmada akciğer bölgesinin bölütlenmesi sırasında ortaya çıkan temel problemleri araştırmış ve istatistiksel olarak gruplandırmışlardır. Çeşitli hastalık tiplerine de sahip toplamda 2292 adet BT akciğer görüntüsü incelenmiştir. Bölütleme işlemi uygulanan görüntülerden 121 tanesi hatalı sonuçlar üretmiştir. Bu toplam veritabanının %4 'üne tekabül eden bir orandır. Bölütleme aşamasındaki temel problemleri 3 ana başlık altında toplamışlardır. Buna göre hastalıklardan dolayı meydana gelen hatalar %62, anatomik varyasyonlardan ve değişikliklerden kaynaklanan hatalar %32.2 ve harici faktörlerden kaynaklanan hatalar ise %5.8 bir orana sahip olmuşlardır.

Shi, Li vd. [43] yaptıkları çalışmada akciğer parankimasındaki heterojen özellikli dokuların bölütlenme zorluğunu aşmak için ayrık alan yılan modeli (spare field snake model) yöntemini kullanmışlardır. Bu yöntemin temel mantığı bir anahtar noktası kullanarak sıfır seviye setine yakın olan noktaları takip etmesine dayanmaktadır. Başka bir deyişle bir eğrinin büyüklüğü uzunluğuna göre güncellenmektedir. Deneysel sonuçlar aynı mantığı kullanan diğer yöntemlere oranla daha iyi sonuç vermiştir.

Bhadoria, Aggarvarl vd. [44] yaptıkları çalışmada BT ciğer ve tiroid ultrasonunun medikal görüntü işlenmesinde karşılaşılan bölütleme problemlerini tartışmışlar, otomatik araçlar ve elle bölütleme algoritmaları kullanarak bölütleme işlemini gerçekleştirmişler, bölütleme yöntemlerini birbirleri ile karşılaştırmışlar ve karşılaştırmalı sonuçları spesifik algoritmalar kullanarak vermişlerdir. İlgili alanın seçimine dayanan (region of interest) ve otomatik bölütleme algoritmaları karşılaştırıldığından otomatik bölütleme yöntemlerinin daha başarılı olduğunu görmüşlerdir.

Yapılan çalışmada BT akciğer görüntüleri K-ortalamlar, EM ve Fuzzy C-Means algoritmaları ile bölütlenmiş ve sonuçlar karşılaştırmalı olarak irdelenmiştir. 4 hastaya ait BT görüntüleri Karadeniz Teknik Üniversitesi Farabi Hastanesinden temin edilmiştir. Veriler DICOM formatında olup tam BT taramasını içermektedirler.



Şekil 2.1. Akciğer BT görüntülerinden biri

2.1. Görüntülerin Elde Edilmesi

DICOM formatındaki veriler MATLAB ortamında açılarak 512x512 piksel boyutlarında 8-bit gri seviye görüntüler elde edilmiştir. Tam vücut taramasını içeren görüntüler incelenerek içlerinden akciğer bölgesini içeren kesitler çıkartılmıştır. Toplamda 114 adet görüntünün gürültüden en az etkilenmiş ve veri kaybı minimum olduğu düşünülen 25 tanesi uygulama aşamasında kullanılmak üzere seçilmiştir.

2.2. Görüntülerin El ile Bölütlenmesi

Akciğer BT'sinde boşluklu yapılar siyah, içi dolu yapılar ise beyaz olarak görüntülenmektedir. Görüntüdeki gri kısımlar ise kılcal damarlar ve yumuşak dokuları betimlemektedir. Akciğer dokusu geneli itibari ile boşluklu bir yapıya sahip olduğundan el ile bölütlenecek kısımlar, göğüs kafesinin orta bölgesinde yer alan iki siyah lob şeklinde görüntülenmektedir.

Bölütleme işleminin doğruluk, hassaslık ve özgünlük değerlerinin ölçülmesinde referans olarak kullanılacak görüntülerin elde edilmesi için uygulama aşaması için hazırlanan görüntüler MATLAB ortamında açılarak manuel bölütleme işlemi gerçekleştirilmiştir.

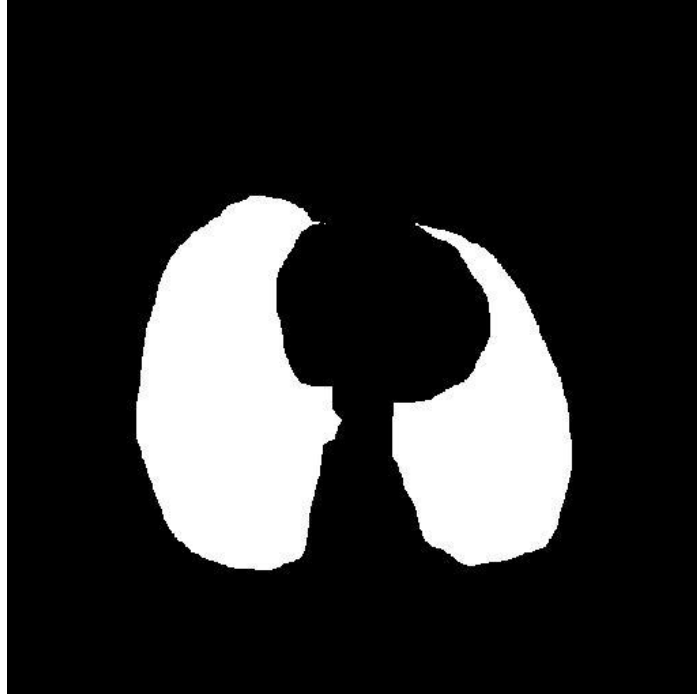
İzlenen adımlar şu şekildedir :

→ Derleyicinin görüntü işleme kütüphanesine ait `imread( )` fonksiyonu kullanılarak görüntüler açılmıştır.

→ `imfreehand( )` fonksiyonu yardımıyla fare imleci görüntüde sürüklenerek akciğer görüntüsü bölgesi kapsanacak şekilde sınırlar çizilmiştir. Bu işlem akciğer görüntüsüne ait her bir lob için gerçekleştirilmiş ve iki adet maske değeri elde edilmiştir.

→ Elde edilen maske değerleri `imwrite( )` fonksiyonu ile birleştirilip kaydedilerek manuel bölütlenmiş görüntüler elde edilmiştir.

El ile bölütlenmiş görüntüler maske görüntülerinden oluştuğu için ikili(binary) görüntülerdir.



Şekil.2.2. El ile bölütlenmiş bir akciğer görüntüsü

2.3. Görüntülerin Otomatik Bölütlenmesi

Uygulama işleminde veri tabanındaki görüntüler K-ortalamlar, EM ve Fuzzy C-Means algoritmaları ile bölütlenmiştir.

2.3.1. K-Ortalamlar Kümeleme Algoritması

K-means algoritması görüntü işlemede kullanılan kümeleme algoritmalarından birisidir [32]. N adet veri nesnesini k adet kümeye bölmeyi amaçlar. Her verinin sadece bir kümeye ait olabilmesine izin verir. Kümedeki merkez noktanın kümeyi temsil etmesi fikrine dayalıdır.

Başlangıç olarak k ortalamları $m_1^{(1)}, \dots, m_k^{(1)}$ verilmiş olsun. Algoritma iki temel adımın birbirini izlemesi ile çalışır.

$$S_i^{(t)} = \{x_p : ||x_p - m_i^{(t)}|| \leq ||x_p - m_j^{(t)}|| \quad \forall 1 \leq j \leq k\} \quad (2.1)$$

Her nesnenin, ortalaması en yakın olan kümeye dahil edilmesi işlemi atama adımı olarak adlandırılmaktadır. (2.1) eşitliğinde x_p değerleri $S_i^{(t)}$ kümelerine atanmaktadır.

$$m_i^{(t+1)} = \frac{1}{|S_i^{(t)}|} \sum_{x_j \in S_i^{(t)}} x_j \quad (2.2)$$

Kümelerin yeni merkezlerini belirleyecek olan yeni ortalamaların hesaplanması işlemi güncelleme adımı olarak adlandırılmaktadır. (2.2) eşitliğinde $S_i^{(t)}$ kümelerinden yeni $m_i^{(t+1)}$ ortalamaları hesaplanmaktadır.

K-ortalamalar algoritması uygulanırken giriş değeri olarak küme sayısı verilmektedir. Bu değer algoritmaya ismini veren ve verilen nesnelerin kaç farklı kümeye ayrılacağını gösteren “k” değeridir. Giriş değerinin verilmesinin ardından her bir küme için bir merkez noktası belirlenir. Kümeleme işlemine sokulacak nesnelerin belirlenen merkez noktalara uzaklıkları hesaplanır. Bu uzaklığa göre nesneler en yakın oldukları sınıflara yerleştirilirler. Bütün nesnelerin yerleştirme işlemi sona erdiğinde aynı kümeye ait nesnelerin ortalaması alınarak yeni küme merkezleri belirlenir. Bu işlem merkez noktalar, yapılan hesaplamalar sonucunda sabit kalıncaya kadar devam eder.

2.3.2. EM (Expectation-Maximization) Kümeleme Algoritması

K-means algoritmasına benzer bir kümeleme algoritması olmasına rağmen, kümelere dahil edilecek nesnelerin belirlenme biçimi olasılıksal bir yaklaşım içermektedir [33]. İteratif bir yöntem olup iki ana adıma sahiptir. Beklenti adımında geçerli tahminsel parametreler kullanılarak log benzerliği fonksiyonu üretilir. Maksimizasyon adımında ise, beklenti adımında üretilen log benzerliği fonksiyonunu maksimize etmek için bir sonraki beklenti adımında kullanılacak olan yeni parametreler hesaplanır.

X belirli (giriş) veri seti, Z belirlenmemiş (hesaplanacak) set, θ belirlenmemiş parametreler vektörü olmak üzere;

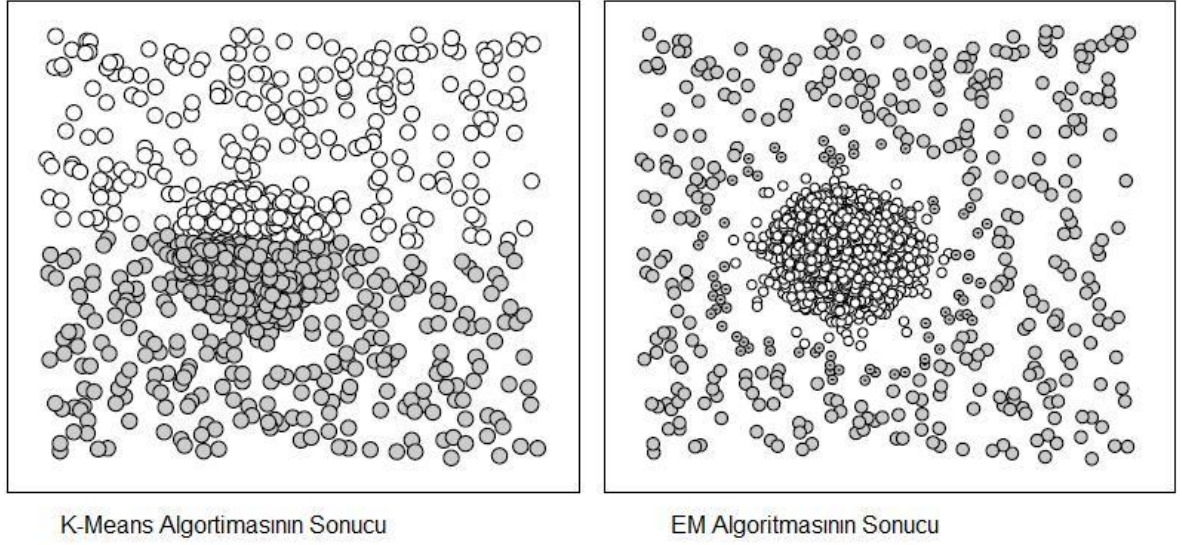
$$Q(\theta|\theta^{(t)}) = E_{Z|X,\theta^{(t)}}[\log L(\theta; X, Z)] \quad (2.3)$$

Beklenti adımı (E adımı), (2.3) eşitliğinde belirtilen geçerli $\theta^{(t)}$ parametreleri altında verilen X kümesinin Z 'ye göre şartlı dağılımını gösteren log benzerlik fonksiyonunun beklenen değerinin hesaplanması işlemidir.

$$\theta^{(t+1)} = \arg \max_{\theta} Q(\theta|\theta^{(t)}) \quad (2.4)$$

Maksimizasyon adımı (M adımı), (2.4) eşitliğini maksimize eden parametrelerin hesaplanması işlemidir.

Birbirini takip eden E ve M adımları, hesaplanan parametreler sonuç parametrelerine yakınsadığı yani daha fazla değişime uğramadığı zaman sonlanır. Elde edilen log benzerlik fonksiyonuna göre giriş verisinden çıkış verisi üretilerek ilgili kümeye dahil edilir.



Şekil.2.3. Örnek küme elemanlarının K-ortalamlar ve EM işlemleri sonucu dağılımları

Şekil 2.3'te örnek bir veri setinin K-ortalamlar algoritması ve EM algoritması ile kümeleme işlemine sokulmasının sonuçları görülebilir. Şekilde de görüleceği üzere k-ortalamlar algoritmasında daha uniform ve belirgin bir sonuç varken, EM Algoritmasında daha dağınık ve kümeler arasında daha açık bir diyagram söz konusudur.

2.3.3. Fuzzy C-Means (Bulanık C Ortalamalar) Kümeleme Algoritması

Bulanık C-means (FCM) algoritması, bulanık bölünmeli kümeleme tekniklerinden en iyi bilinen ve yaygın kullanılan yöntemdir. Bulanık c-means metodu nesnelerin iki veya daha fazla kümeye ait olabilmesine izin verir. Bulanık mantık prensibi gereği her veri, kümelerin her birine $[0,1]$ arasında değişen birer üyelik değeri ile aittir. Bir verinin tüm sınıflara olan üyelik değerleri toplamı "1" olmalıdır. Nesne hangi küme merkezine yakın ise o kümeye ait olma üyeliği diğer kümelere ait olma üyeliğinden daha büyük olacaktır. Çoğu bulanık kümeleme algoritması amaç fonksiyon tabanlıdır. Amaç fonksiyonun belirlenen minimum ilerleme değerine yakınsaklaşmasıyla kümeleme işlemi tamamlanır. Temel olarak k-means algoritmasına çok benzemekle beraber bulanık c-means'in, k-

means'den en önemli farkı verilerin her birinin sadece bir sınıfa dahil edilme zorunluluğunun olmamasıdır.

Bulanık c-means algoritması 1973 yılında Dunn tarafından ortaya atılmış ve 1981' de Bezdek tarafından geliştirilmiştir[34]. Bulanık c-means algoritmasında amaç fonksiyonu temelli bir metottur. Algoritma, en küçük kareler yönteminin genellemesi olan aşağıdaki amaç fonksiyonunu öteleyerek minimize etmek için çalışır;

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2, \quad 1 \leq m < \infty \quad (2.5)$$

U üyelik matrisi rastgele atanarak algoritma başlatılır. İkinci adımda ise merkez vektörleri hesaplanır. Merkezler, Denklem (2.5) ile hesaplanır.

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m \cdot x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \quad (2.6)$$

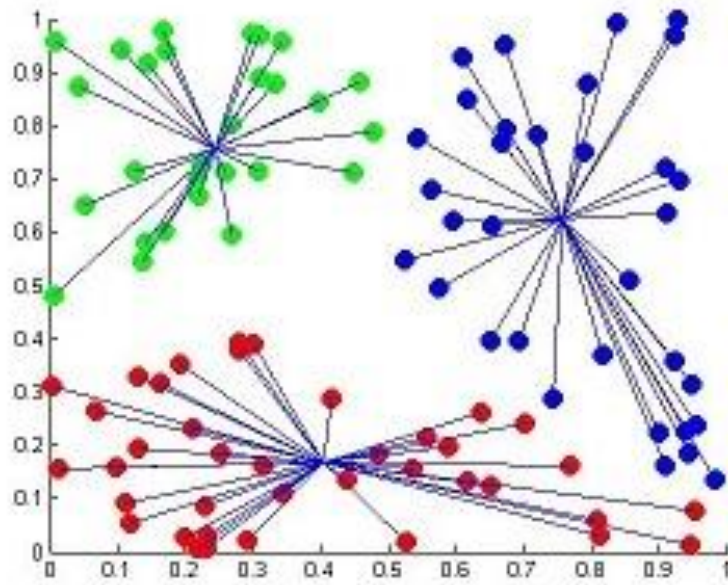
Hesaplanan küme merkezlerine göre U matrisi Denklem (2.6) kullanılarak yeniden hesaplanır. Eski U matrisi ile yeni U matrisi karşılaştırılır ve fark ϵ 'dan küçük olana kadar işlemler devam eder .

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2.7)$$

Kümeleme işlemi sonucunda bulanık değerler içeren U üyelik matrisi kümelemenin sonucunu yansıtır. İstenirse, berraklaştırma yapılarak bu değerler yuvarlanıp 0 ve 1'lere dönüştürülebilir.

Algoritmanın çalışma prensibi şu şekilde özetlenebilir ;

- 1) Rastgele C adet küme merkezi seç
- 2) m_{ij} 'yi kullanarak bulanık üyelikleri hesapla
- 3) Bulanık merkezleri hesapla
- 4) Adım 2 ve 3'ü yakınsama olup küme merkezleri değişmeyinceye kadar tekrarla



Şekil 2.4.Örnek Fuzzy C-means sonuç görüntüsü

Bu yöntemin avantajları ;

- Çakışmış veriler üzerinde uygulandığında k-ortalamlar algoritmasından daha iyi sonuçlar üretmektedir.
- Soft kümeleme algoritması olduğundan merkez noktaları ve üyeler birden fazla kümeye dahil olabilmektedir.

Dezavantajları ;

- Küme sayısının seçimi önemlidir. Optimum küme sayısı seçimi duruma göre değişkenlik gösterebilmektedir.
- Küme sayısının fazla seçilmesi daha fazla sonuç verirken hesaplamadaki iterasyonu arttırmaktadır.

2.3.4. Kümeleme Algoritmalarının Akciğer Görüntülerine Uygulanması

Yapılan çalışma bir bölütleme işlemi olduğundan algoritmalar için giriş değerleri bir görüntü ve nesneler de bu görüntüye ait pikseller olmaktadır. Pikselleri sınıflandırmak için kullanılan değer ise parlaklık değerleridir. 8-bitlik gri seviye bir görüntü için piksel parlaklık değerleri 0 ila 255 arasında değişen değerlere sahip olabilmektedir.

2.3.4.1. Kümeleme Algoritmaları İçin "k" Değerinin Seçilmesi ve Etkileri

K-ortalamlar ve EM algoritmaları için bir başka giriş değeri olan k değerinin optimum olarak hesaplanabilmesi için deneme yanılma yöntemi ile giriş görüntülerinden bir tanesi seçilerek kümeleme işlemleri optimum k değeri bulununcaya kadar devam ettirildi. Bu işlem k değeri 2'den başlayarak 9 değerine gelinceye kadar aynı görüntü için tekrarlandı.

Tablo 2.1. Küme Giriş Değeri "k veya c" için ortalama hesaplama süreleri

	K/C=3	K/C=4	K/C=5	K/C=6	K/C=7	K/C=8	K/C=9
K-Means	1s	1.5s	3s	3.5s	5s	7s	11s
EM	1s	1.5s	3s	3.5s	5s	8s	13s
Fuzzy C-Means	17s	17s	17s	20s	22s	23s	26s

K-means ve EM yöntemleri için sabit bir iterasyon sayısı bulunmamaktadır. Fuzzy C-Means Yöntemi içinse giriş iterasyon değeri 200 olarak belirlenmiştir. Tablo 2.1'den görüldüğü üzere küme sayısının küçük olduğu durumlarda koşma zamanı azdır. Küme sayısının artışı süredeki artışı exponansiyel bir şekilde arttırmaktadır. Fuzzy C-Means için giriş başlangıç değeri için 17 saniyelik hesaplama süresi iterasyon sayısının sabit ve diğer yöntemlerden fazla seçilmiş olmasından kaynaklanmıştır.

Tablo 2.2. Küme Giriş Değeri "k veya c" için ortalama doğruluklar

	K/C=3	K/C=4	K/C=5	K/C=6	K/C=7	K/C=8	K/C=9
K-Means	%86,54	%88,41	%96,76	%96,35	%95,88	%91,1	%84,14
EM	%88,55	%89,36	%95,86	%95,12	%94,17	%90,87	%85,18
Fuzzy C-Means	%90,30	%95,99	%96,11	%95,18	%95,06	%94,77	%88,41

Optimum giriş değerinin doğru seçilmesi yöntemin başarısı açısından çok önemli bir durumdur. Bu yüzden optimum küme sayısının tespiti için deneme yanılma yöntemi kullanılmıştır. Giriş değeri olan k/c için 3'ile 9 değerleri denenmiş ve sonuçlar kaydedilmiştir. K-means ve EM algoritması için doğruluk değerinin en yüksek olduğu kısım k değerinin 5 olduğu kısım olarak kaydedilmiştir. Fuzzy C-Means algoritması için optimum değer 5 olmasına rağmen giriş değeri olarak C=4 alınmıştır.

Tablo 2.3. Küme Giriş Değeri "k veya c" için ortalama hassaslık değerleri

	K/C=3	K/C=4	K/C=5	K/C=6	K/C=7	K/C=8	K/C=9
K-Means	%69,43	%72,58	%74,21	%71,7	%68,11	%61,10	%53,17
EM	%71,47	%79,34	%80,93	%79,17	%77,71	%65,29	%58,19
Fuzzy C-Means	%83,66	%89,56	%86,18	%85,98	%83,13	%79,19	%71,35

Uygulamada asıl ölçme kriteri olan hassaslık ölçütünde ise K-means ve EM yöntemi için en büyük değerler, küme sayısı 5 seçildiği zaman kaydedilmiştir. Fuzzy C-Means algoritmasında ise bu değer 4 olarak tespit edilmiştir. Doğruluk ölçütünde optimum küme değerinin 5 olduğu halde seçilmemesinin en büyük nedeninin bu olduğu söylenebilir.

Tablo 2.4. Küme Giriş Değeri "k veya c" için ortalama özgünlük değerleri

	K/C=3	K/C=4	K/C=5	K/C=6	K/C=7	K/C=8	K/C=9
K-Means	%91,15	%97,45	%99,04	%98,65	%97,44	%93,57	%88,34
EM	%91,23	%97,58	%97,50	%98,35	%96,45	%92,59	%89,31
Fuzzy C-Means	%98,45	%98,76	%98,81	%99,21	%98,77	%97,44	%91,54

Özgünlük parametresinde ise EM ve Fuzzy C-Means algoritması için optimum küme değerleri 6, K-means yöntemi içinse 5 olarak kaydedilmiştir. Fakat dikkat edildiği gibi tablodaki değerler birbirine oldukça yakın değerlerdir. Bu yüzden hem özgünlük parametresinin asıl ölçüt olmayışı hem de farkın az olması, küme seçimindeki optimum değerinin seçiminde Tablo 2.4.'deki veriler göz ardı edilebilir.

Bunun yanı sıra küme seçimi için bu 4 tablodaki değerlerin yanı sıra görsel sonuçlardan da faydalanılmıştır.

Giriş parametresi k değerinin 5'ten büyük olduğu durumlarda akciğer bölgesinin tespitinde herhangi bir gelişim göstermediği bunun yanı sıra hesaplama süresini belirgin bir şekilde arttırdığı gözlemlenmiştir. Kümeleme değerinin 5'ten küçük seçilmesi durumunda ise akciğer bölgesinin kapsanması sağlanamamaktadır. Algoritmalar için optimum k değeri olarak 5 seçilmiş ve bütün görüntülere uygulanarak kümeleme işlemleri gerçekleştirilmiştir.

Tablo 2.5. Küme değeri 5 için ($k=5$) 15 farklı görüntünün ortalama parlaklık değerleri

Küme Ortalama Değerleri					
Görüntü No	1	2	3	4	5
1	45,67733658	226,7616766	977,9699554	1196,194964	1475,885946
2	34,82787207	169,367671	532,682306	1027,971734	1414,25738
3	34,69665368	168,2896635	526,4015104	1030,946809	1424,186279
4	33,71442714	169,3041623	535,0223053	1031,826564	1395,114416
5	33,07233249	170,9418022	545,2093352	1033,26288	1391,582795
6	32,97162975	165,73753	528,5768476	1034,42302	1392,204268
7	32,91664841	163,9371268	526,9028571	1036,579737	1415,751196
8	32,56042665	162,7749026	525,7021501	1034,996622	1412,243119
9	32,14272451	162,5438157	540,1153734	1036,386057	1403,622479
10	32,02104771	165,3920543	548,662401	1042,044693	1452,312402
11	32,03202301	165,1097819	563,3651381	1043,650172	1458,662299
12	56,34125932	421,7379752	1042,888177	1433,140276	2865,764706
13	42,94236576	239,1998353	881,0046663	1085,182382	1428,110744
14	47,88464042	364,1896264	927,9044429	1096,385369	1401,982515
15	47,34516937	368,7988815	931,548536	1099,122969	1396,112396
Ortalama	38,07643713	218,9391004	675,5970668	1084,14095	1515,186196
Standart Sapma	7,813585678	89,80142932	205,356457	106,5307828	374,5043316

Tablo 2.5.'teki deęerler iřleme tabi tutulan grntlerin $k=5$ deęeri iin kmeleme sonucunda kme ii ortalama parlaklık deęerlerini gstermektedir. 2 numaralı kme genel olarak ortalaması siyaha yakın olan kısımları temsil etmektedir. Bu kme aynı zamanda akcięer grntsn kapsayan kmedir. 15 adet grnt iin kme 2'nin ortalama parlaklık deęeri 219,9 ve kme ii standart sapma 89,8 olarak hesaplanmıřtır. Eřikleme ařamasında eřiklemenin yapılacaęı kme numarası kmeleme iřleminin sonu grntlerinden faydalanarak 2 olarak tespit edilmiřtir.

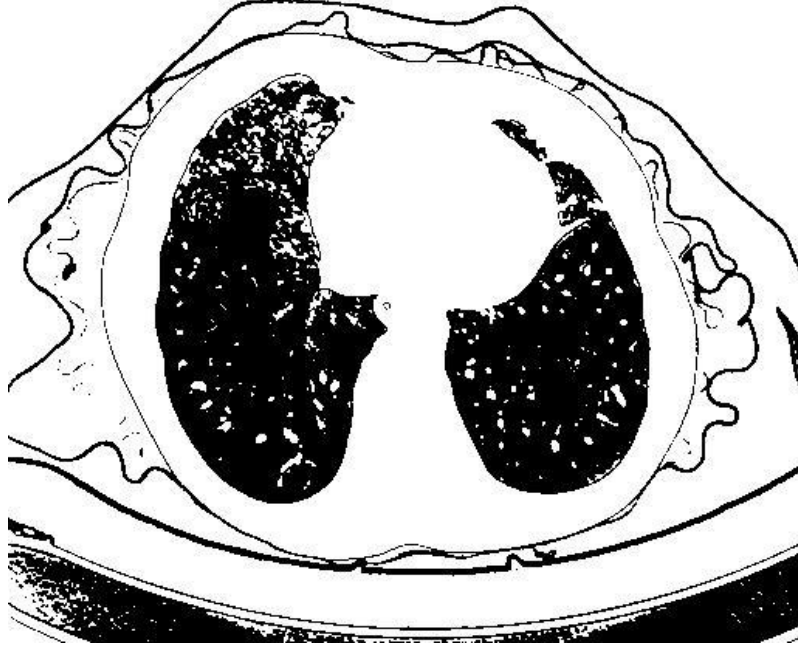


řekil 2.5. Giriř parametresi $k=5$ iin K-ortalamalar algoritması sonu grnts

ıktı grnts řekil 2.5 grnt matrisi elemanları deęerleri 1 ila 5 arasında deęiřkenlik gsteren bir matristir. ıktı grntsnn bltleme iřleminde akcięer blgesinin tespitinde kullanılabilmesi iin eřikleme iřlemine tabi tutulması gerekmektedir. Eřikleme deęeri, piksel deęerleri 2 numaralı kmeye dahil edilen piksellere gre

yapılmıştır. Bunun sebebi görüntüde akciğer bölgesinin içeren siyah alanların kümeleme işlemi sonucu 2 numaralı kümeye dahil edilmiş olmasıdır.

Eşikleme işlemi temel olarak bütün piksellerin taranması ve matrissel veride 2 değerini içeren elemanların 0 geri kalan değerlerin 1'a eşitlenmesi ile gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak elde edilen görüntüde akciğer görüntüsü siyah piksellerden oluşacaktır.



Şekil 2.6. Küme değeri 2'ye göre eşikleme işlemi sonucu

Şekil 2.6'dan da görüleceği gibi akciğer dokusuna ait yumuşak bölgeler ve kılcal damarların olduğu kısımlar eşikleme işlemi sonucunda iç kısımda yer alan beyaz boşluklar olarak göze çarpmaktadır. Bu alanlardan bazıları doku olmayıp kümeleme işlemi sonucu meydana gelmiş kayıplardan dolayı oluşan çatlak bölgelerdir.

El ile bölütleme işlemi sırasında akciğer dokusuna ait yumuşak doku kısımları bölütleme zorluğu açısından ihmal edilmiştir. Bölütleme sonuçlarının karşılaştırılması aşamasında otomatik olarak bölütlenen görüntülerdeki bu bölgeler sonuç ölçütlerin hesaplanması sırasında olumsuz etki göstereceklerdir. Bu olumsuz etkiyi ortadan kaldırmak için otomatik olarak bölütlemiş görüntülerden bu alanların çıkarılması ve karşılaştırma işleminin akciğerin alansal yapısı üzerinden yapılması gerekmektedir.

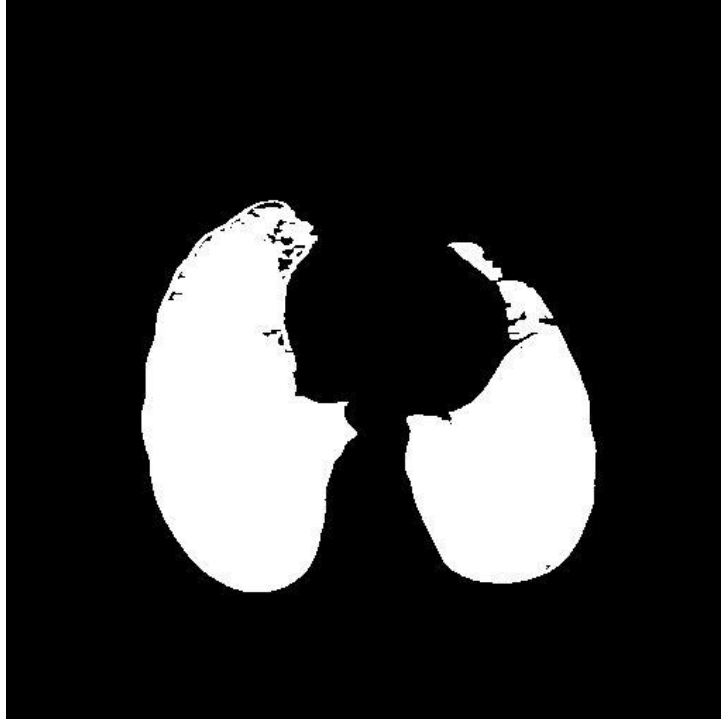
Görüntüdeki yumuşak dokuların elimine edilmesi için MATLAB görüntü işleme kütüphanesine ait alan açma(`bwareaopen( )`) metodu kullanılmıştır. Metot için giriş parametresi olarak Şekil 2.6.'daki görüntü ve elimine edilecek bölgenin piksel olarak alan değeri olan 25 verilmiştir. Böylelikle görüntüde 25 piksel alandan küçük olan bölgelerin kapatılması sağlanmıştır.

El ile bölütlenmiş sonuç görüntülerinde akciğer bölgesine ait maske değerleri beyaz bölgeler olduğu için otomatik bölütleme sonuçlarının karşılaştırılabilmesi için elde edilen sonuç görüntüsünün terslenmesi gerekmektedir. Tersleme işlemi sonucunda elde edilen sonuç görüntüsündeki çatlaklar ve boşluklu yapıları gidermek için alan açma metodu tekrar kullanılarak 25 piksel alandan daha küçük bölgeler kapatılmıştır.



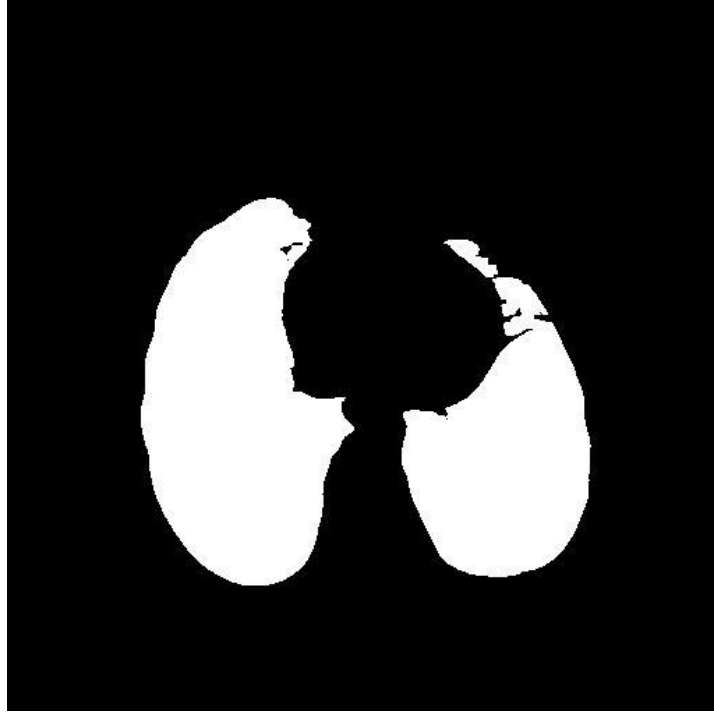
Şekil 2.7. Tersleme ve çatlak yapıların giderilmesi sonucu elde edilen sonuç görüntüsü

Şekil 2.7. sonuç görüntüsünde akciğer bölgelerinin yanı sıra gürültüden dolayı bazı bölgelerin beyaz alanlar olarak temsil edildiği görülmüştür. Bu bölgelerin eliminasyonu için ilgilenilen alanın(Region of Interest) el ile seçilmesi ve bu alan dışında kalan bölgelerin ikili görüntüde tekrar siyah olarak işaretlenmesi sağlanmıştır. İlgili alanının seçimi için serbest el (imfreehand ()) fonksiyonu kullanılmıştır.



Şekil 2.8. K-ortalamalar algoritması yarı otomatik bölütleme sonuç görüntülerinden biri

Şekil 2.8’de ROI (Region Of Interest) bölgesinin içinde kalan akciğer bölgesi görülmektedir. Bölgenin seçimi el ile yapıldığından tasarlanan sistemin yarı otomatik olarak çalıştığını söyleyebiliriz.



Şekil 2.9. EM algoritması yarı otomatik bölütleme sonuç görüntülerinden biri

2.4. Sonuçların Hesaplanması

Sonuç ölçütlerinin hesaplanması için bölütleme işlemi için temel alınan yöntem, el ile bölütlenmiş görüntülerin yarı otomatik olarak bölütlenmiş görüntüler ile piksel bazlı karşılaştırma işlemidir. Sonuç görüntüleri ikili görüntüler olup görüntü matrisleri 0 ve 1 değerlerinden oluşmaktadır.

Sonuç görüntülerinin piksel tabanlı örtüşme oranlarına göre doğruluk (2.8), hassaslık (2.9) ve özgünlük (2.10) eşitlikleri kullanılarak hesaplanmıştır.

$$\text{Doğruluk}(\text{Accuracy}) = \frac{DP+DN}{DP+DN+YP+YN} \quad (2.8)$$

$$\text{Hassaslık}(\text{Specifity}) = \frac{DP}{DP+YN} \quad (2.9)$$

$$\text{Özgünlük}(\textit{Specifity}) = \frac{DN}{DN+YP} \quad (2.10)$$

Eşitliklerde DP (Doğru Pozitif) doğru bölütleme, DN (Doğru Negatif) doğru negatif, YP (Yanlış Pozitif) aşırı bölütleme ve YN (Yanlış Negatif) eksik bölütlemeyi temsil etmektedir.

BT görüntüleri vücuttan belirli aralıklarla alınan kesitleri içermektedir. Göğüs bölgesinden elde edilen kesitlerin tamamı akciğeri görüntüsü bütün olarak içermemektedir. Üst kesitler(upper slices) tam akciğer görüntüsü içerirken alt kesitler(lower slices) kısmı akciğer görüntüsü içermektedir. Yöntemlerin uygulanması sırasında bu farklılık göz önünde bulundurulmuş ve sonuçları ayrı ayrı incelenmiştir.

El ile bölütleme işlemi piksel bazında yapılmadığından sonuçların hesaplanmasında %2-3 'lük bir sapmanın meydana gelebileceği düşünülmüştür. Bu durum başarı oranlarının çok küçük bir bölümünü temsil ettiğinden dolayı önemsizlenebilir.

2.4.1. K-ortalamlar Kümeleme Algoritması Sonuçları

K-ortalamlar için veri tabanında yer alan görüntülerden 10 adet üst kesit görüntüsü ve 5 adet alt kesit görüntüsü bölütlenerek sonuç ölçütleri elde edilmiştir.

Tablo 2.6. K-ortalamlar algoritması üst kesit sonuçları

Sıra No	DICOM dosya adı	Doğruluk	Hassasiyet	Özgünlük
1	2966684.dcm	0,9681	0,8748	0,9894
2	2966705.dcm	0,985	0,9476	0,9935
3	2966726.dcm	0,9845	0,9489	0,9926
4	2966810.dcm	0,9832	0,9418	0,9926
5	2966873.dcm	0,9841	0,9361	0,995
6	2966957.dcm	0,9877	0,9603	0,9936
7	2967020.dcm	0,9851	0,9426	0,9943
8	2967041.dcm	0,9805	0,9275	0,992
9	2967125.dcm	0,9836	0,9426	0,9925
10	2967230.dcm	0,9789	0,906	0,9928

10 adet üst kesit BT görüntüsü, el ile bölütlenmiş görüntüler ile karşılaştırılıp sonuç kriterleri hesaplanmıştır. Tablo 2.6'daki sonuçlara göre en düşük ölçütler 1 numaralı görüntüde elde edilmiştir. En yüksek ölçütler ise doğruluk ve hassaslık ölçütünde 6 numaralı görüntüde, özgünlük ölçütünde ise 5 numaralı görüntüde elde edilmiştir.

Tablo 2.7. K-ortalamlar algoritması alt kesit sonuçları

Sıra No	DICOM dosya adı	Doğruluk	Hassasiyet	Özgünlük
1	2967272.dcm	0,9791	0,9159	0,9893
2	2967356.dcm	0,7396	0,1573	0,8039
3	2967398.dcm	0,9788	0,8773	0,99
4	2967524.dcm	0,9743	0,6794	0,9953
5	2967566.dcm	0,9783	0,6774	0,9958

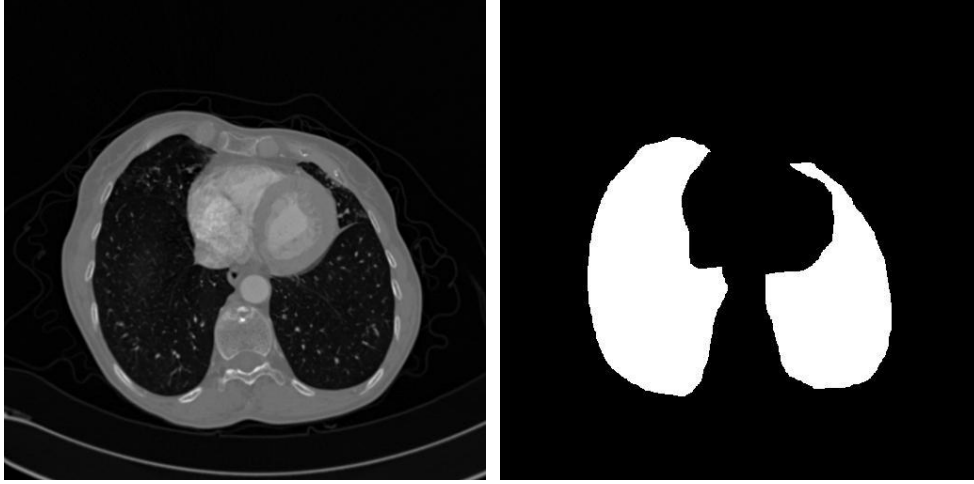
5 adet alt kesit görüntüsü el ile bölütlenmiş görüntüler ile karşılaştırılıp sonuç ölçütleri elde edilmiştir. Tablo 2.7'de görüldüğü üzere doğruluk ve hassasiyet ölçütlerinde en iyi sonuçların 1 numaralı görüntüden, özgünlük ölçütünde ise en iyi sonucun 5 numaralı görüntüden elde edildiği görülmektedir. En kötü değerler 2 numaralı görüntüden elde edilmiştir. Hassasiyet ölçütündeki düşük değer, bölütleme sonucunda normalde terslenmiş görüntü elde edilecekken tersleme işlemindeki hatadan dolayı oluşmuştur.

Tablo 2.8. K-ortalamlar algoritması üst ve alt kesitler için ortalama deęerler

	Doęruluk	Hassasiyet	Özgünlük
At kesitler Ortalama	0,95543	0,59155	0,9885
Üst kesitler ortalama	0,98242	0,9358	0,99283
Ortalama	0,96761	0,74213	0,9904

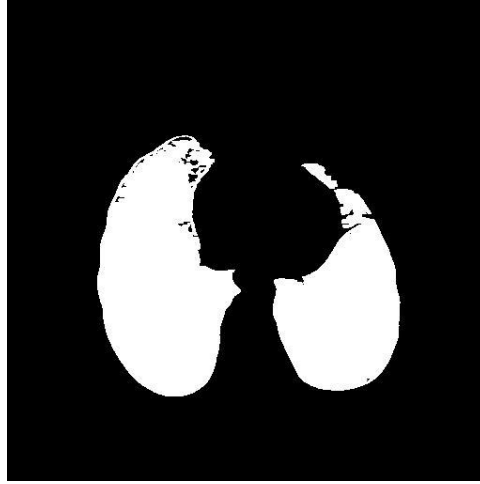
Tablo 2.8’de elde edilen deęerler K-ortalamlar algoritmasının hassasiyet ölçütünde alt kesitlere oranla üst kesitlerde daha başarılı olduęu göstermektedir. Bunun sebebi olarak üst kesitlerde otomatik bölütlemeye herhangi bir sorunla karşılaşılmazken alt kesitlerdeki 5 görüntüden 1’inde algoritmanın yanlış çalışması ve doęru olmayan sonuç görüntüleri üretmesidir.

Hassasiyet ölçütü doęru olarak bölütlenmiş alanların örtüşme oranını temsil ettięinden temel ölçüt kabul edilmiştir. Dięer ölçütlerdeki deęişimin hassasiyet ölçütüne oranla daha az deęişiyor olması bu fikri destekler niteliktedir.



(a)

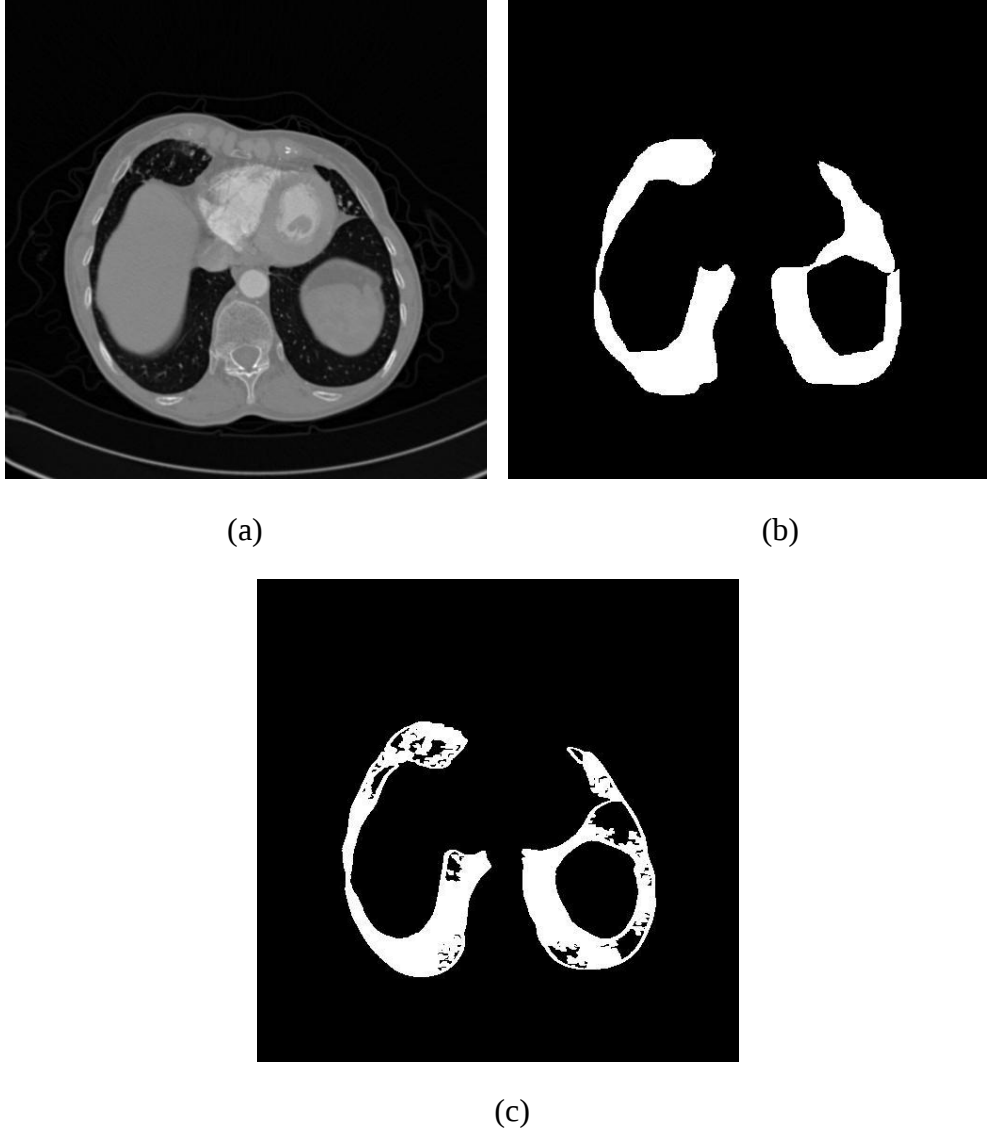
(b)



(c)

Şekil 2.10 Üst kesite ait örnek görüntü ve sonuçları, a) Orijinal görüntü , b) El ile bölütlenmiş sonuç görüntüsü, c) K-means yöntemi ile otomatik bölütlenmiş sonuç görüntüsü

K-ortalamalar algoritmasında küme elemanları kesin mesafe ölçütleri kullanılarak yerleştirilir. Akciğer bölgesinin üst kısımlarındaki çatallanma ve kayıplar bu alandaki piksellerin yöntemin icrası sırasında farklı bir kümeye dahil edildiğini göstermektedir.



Şekil 2.11 Alt kesite ait örnek görüntü ve sonuçları, a) Orijinal görüntü , b) El ile bölütlenmiş sonuç görüntüsü, c) K-means yöntemi ile otomatik bölütlenmiş sonuç görüntüsü

Alt kesitlerdeki akciğer bölgesinin otomatik bölütlenmesi sırasında oluşan kaybın üst kesitlere oranla daha fazla olduğu görülmektedir. Alt kesitlere doğru gidildikçe akciğer bölgelerinin azaldığı ve ortalama parlaklık değerinin gri tonlara doğru kaydığını söyleyebiliriz. Karaciğer diyafram ve diğer organlar akciğer dokusuna nazaran daha dolgun dokular olduğundan BT’de gri renkli yumuşak dokular olarak görülmektedirler. Alt kesit görüntülerinin gri tonlar bakımından zengin olması görüntü histogramının üst kesitlerdekinden farklı oluşacağının bir göstergesidir. Bu durum algoritmanın çalışma

yapısını ve merkez atama işleminde K-ortalamlar algoritmasının daha başarısız bir tablo sergilediğini göstermektedir.

2.4.2 EM Kümeleme Algoritması Sonuçları

EM algoritması için veri tabanında yer alan görüntülerden 10 adet üst kesit görüntüsü ve 5 adet alt kesit görüntüsü bölütlenerek sonuç ölçütleri elde edilmiştir.

Tablo 2.9. EM algoritması üst kesit sonuçları

Sıra No	DICOM dosya adı	Doğruluk	Hassasiyet	Özgünlük
1	2966684	0,9848	0,9477	0,9932
2	2966705	0,9867	0,9552	0,9938
3	2966726	0,9854	0,9514	0,9932
4	2966810	0,9851	0,9489	0,9932
5	2966873	0,9863	0,9465	0,9946
6	2966957	0,9859	0,9472	0,9943
7	2967020	0,9859	0,9437	0,995
8	2967041	0,9831	0,943	0,9919
9	2967125	0,9849	0,95	0,9925
10	2967230	0,9817	0,9251	0,9925

Üst kesitler için EM algoritmasının uygulandığı görüntülerden bölütleme açısından en başarılı sonuçların 2 numaralı görüntüden elde edildiği Tablo 2.9’da görülmektedir. Asıl sonuç ölçütünün hassasiyet ölçütü olduğunu kabul ederek en kötü sonucun 10 numaralı görüntüden elde edildiği görülmektedir.

Tablo 2.10. EM algoritması alt kesit sonuçları

Sıra No	DICOM dosya adı	Doğruluk	Hassasiyet	Özgünlük
1	2967272	0,9791	0,9159	0,9893
2	2967356	0,7396	0,1573	0,8039
3	2967398	0,9788	0,8773	0,99
4	2967524	0,9743	0,6794	0,9953
5	2967566	0,9783	0,6774	0,9958

EM algoritmasında da tıpkı K-ortalamlar algoritmasında olduğu gibi alt kesitlerin bölütlenme başarısının üst kesitlere oranla daha düşük olduğu Tablo 2.10'da görülmektedir. Yine aynı şekilde alt kesitlere ait 2 numaralı görüntü bölütleme işleminde yanlış sonuçlar üretmiş ve başarının düşmesinde büyük rol oynamıştır. Her iki algoritmada da aynı hatanın oluşmasının görüntüdeki özel bir durumdan kaynaklandığı düşünülmektedir. Tabloya göre en başarılı sonuç yine 1 numaralı görüntüye aittir.

Tablo 2.11. EM algoritması üst ve alt kesitler için ortalama değerler

	Doğruluk	Hassasiyet	Özgünlük
Alt kesitler Ortalama	0,93863	0,7054	0,9611
Üst kesitler ortalama	0,98534	0,9488	0,9932
Ortalama	0,95863	0,8093	0,9750

EM algoritmasının alt ve üst kesitlerdeki başarı durumu K-ortalamlar algoritmasının başarı durumuna benzer bir tablo sergilemektedir. Tablo 2.11' de hassasiyet ölçütünde alt kesitler için %70 üst kesitler için %94 oranında başarılı olunduğu görülmektedir.

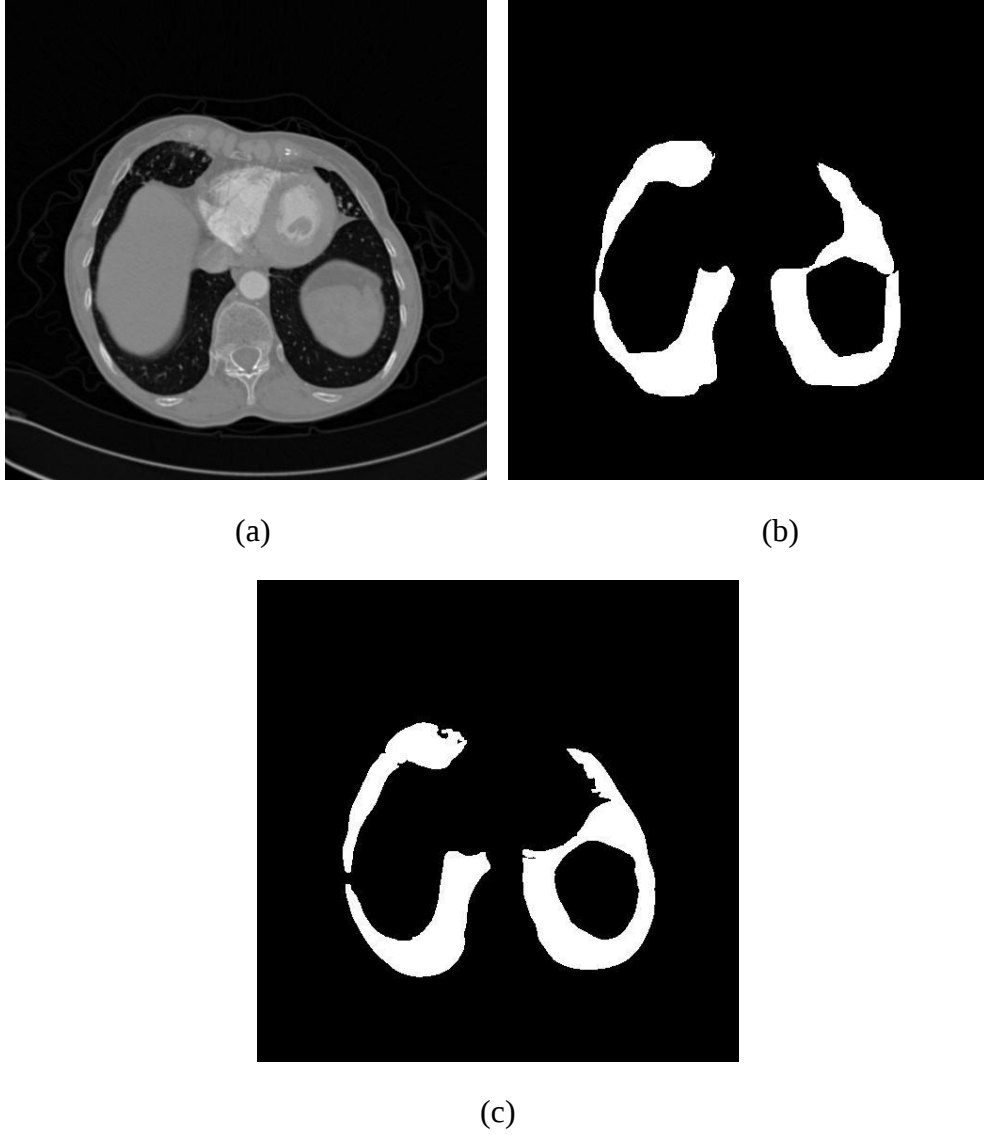
Doğruluk ölçütü genel olarak piksellerin örtüşme oranlarını temsil etmektedir. Alt kesitler için doğruluk ölçütündeki başarı %93 üst kesitler için %98 olarak o kaydedilmiştir.

Özgünlük ölçütü yanlış negatif alanların örtüşme oranını temsil etmektedir. Ya da görüntüdeki bölütlenmiş alanların dışında kalan siyah alanların örtüşme oranı olarak da nitelendirilebilir. Özgünlük ölçütü başarısı alt kesitler için %96 üst kesitler için ise %99 olarak kaydedilmiştir.



Şekil 2.12. Üst kesite ait örnek görüntü ve sonuçları, a) Orijinal görüntü , b) El ile bölütlenmiş sonuç görüntüsü, c) EM yöntemi ile otomatik bölütlenmiş sonuç görüntüsü

EM algoritmasının alansal olarak başarılı bir bölütleme gerçekleştirdiğini söyleyebiliriz. Fakat az da olsa lobların üst kısımlarında çatlaklar ve kısmi kayıplar bulunmaktadır.



Şekil 2.13. Alt kesite ait örnek görüntü ve sonuçları, a) Orijinal görüntü , b) El ile bölütlenmiş sonuç görüntüsü, c) EM yöntemi ile otomatik bölütlenmiş sonuç görüntüsü

EM algoritmasının üst kesitlerde olduğu gibi alt kesitlerde de başarılı bir performans gösterdiğini görebiliriz. Lobların üst kısımlarında ve bazı görüntülerde iç kısımlarında kayıplı kısımların ve çatallanmaların olduğu görülmektedir.

2.4.3. Fuzzy C-Means (FCM) Kümeleme Algoritması Sonuçları

FCM algoritması için veri tabanında yer alan görüntülerden 10 adet üst kesit görüntüsü ve 5 adet alt kesit görüntüsü bölütlenerek sonuç ölçütleri elde edilmiştir.

Tablo 2.12. FCM algoritması üst kesit sonuçları

Sıra No	DICOM dosya adı	Doğruluk	Hassasiyet	Özgünlük
1	2966684	0,9938	0,9597	0,9956
2	2966705	0,9912	0,9625	0,9938
3	2966726	0,9885	0,9428	0,9836
4	2966810	0,9987	0,9536	0,9974
5	2966873	0,9938	0,9364	0,9942
6	2966957	0,9958	0,9576	0,9924
7	2967020	0,9924	0,9596	0,9926
8	2967041	0,9830	0,9534	0,9957
9	2967125	0,9758	0,9514	0,9974
10	2967230	0,9427	0,9365	0,9976

Fuzzy C-Means yöntemi için en iyi sonucun 2 numaralı görüntüden elde edildiği görülmektedir. En kötü sonuç ise 5 numaralı görüntüden elde edilmiştir.

Tablo 2.13. FCM algoritması alt kesit sonuçları

Sıra No	DICOM dosya adı	Doğruluk	Hassasiyet	Özgünlük
1	2967272	0,9758	0,9247	0,9826
2	2967356	0,7463	0,2578	0,8175
3	2967398	0,9856	0,8827	0,9825
4	2967524	0,9874	0,6925	0,9974
5	2967566	0,9798	0,6927	0,9912

Tabloyu incelediğimizde alt kesit sonuçlarının üst kesitlere oranla uygulanan diğer iki yöntemdeki gibi düşük sonuçlar verdiği fakat daha oransal olarak daha başarılı olduğu görülmektedir. En iyi sonuç 1, en kötü sonuç ise 2 numaralı görüntüden elde edilmiştir.

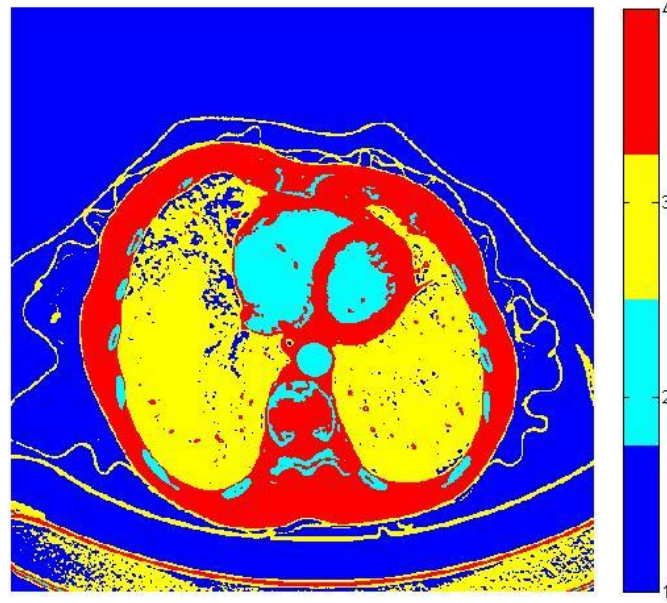
Tablo 2.14. FCM algoritması üst ve alt kesitler için ortalama deęerler

	Doęruluk	Hassasiyet	Özgünlük
Alt kesitler Ortalama	0,9431	0,789	0,9886
Üst kesitler ortalama	0,9921	0,9548	0,9973
Ortalama	0,9676	0,8719	0,9929

FCM algoritmasının alt ve üst kesitlerdeki başarı durumu dięer iki yöntemin başarı durumundan daha iyi sonuçlar vermiştir.. Tablo 2.14’ de hassasiyet ölçütünde alt kesitler için %78 üst kesitler için %95 oranında başarılı olunduęu görölmektedir.

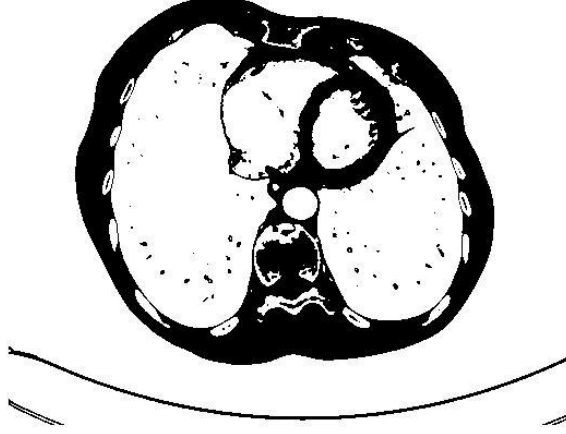
Doęruluk ölçütü genel olarak piksellerin örtüşme oranlarını temsil etmektedir. Alt kesitler için doęruluk ölçütündeki başarı %94 üst kesitler için %99 olarak kaydedilmiştir.

Özgünlük ölçütü yanlış negatif alanların örtüşme oranını temsil etmektedir. Ya da görüntüdeki bölütlenmiş alanların dışında kalan siyah alanların örtüşme oranı olarak da nitelendirilebilir. Özgünlük ölçütü başarısı alt kesitler için %98 üst kesitler için ise %99 olarak kaydedilmiştir.



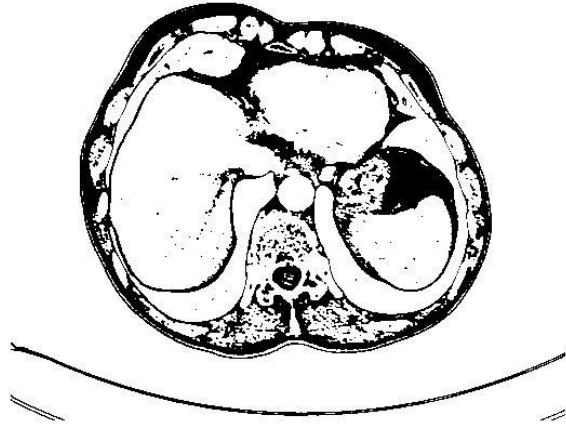
Şekil 2.14. FCM ilk adım görüntüsü.

Uygulanan ilk adım Fuzzy C-means için giriş parametresi olan değerin ve iterasyon sayısının girilip görüntünün kümelenmiş halinin elde edilmesi işlemidir. Elde edilen görüntü matrisi piksel değerleri küme numarası olan sayılardan oluşan bir matristir. Şekil 2.14.' de akciğer bölgesinin kapsayan kümenin 3 numaralı küme olduğu görülmektedir.

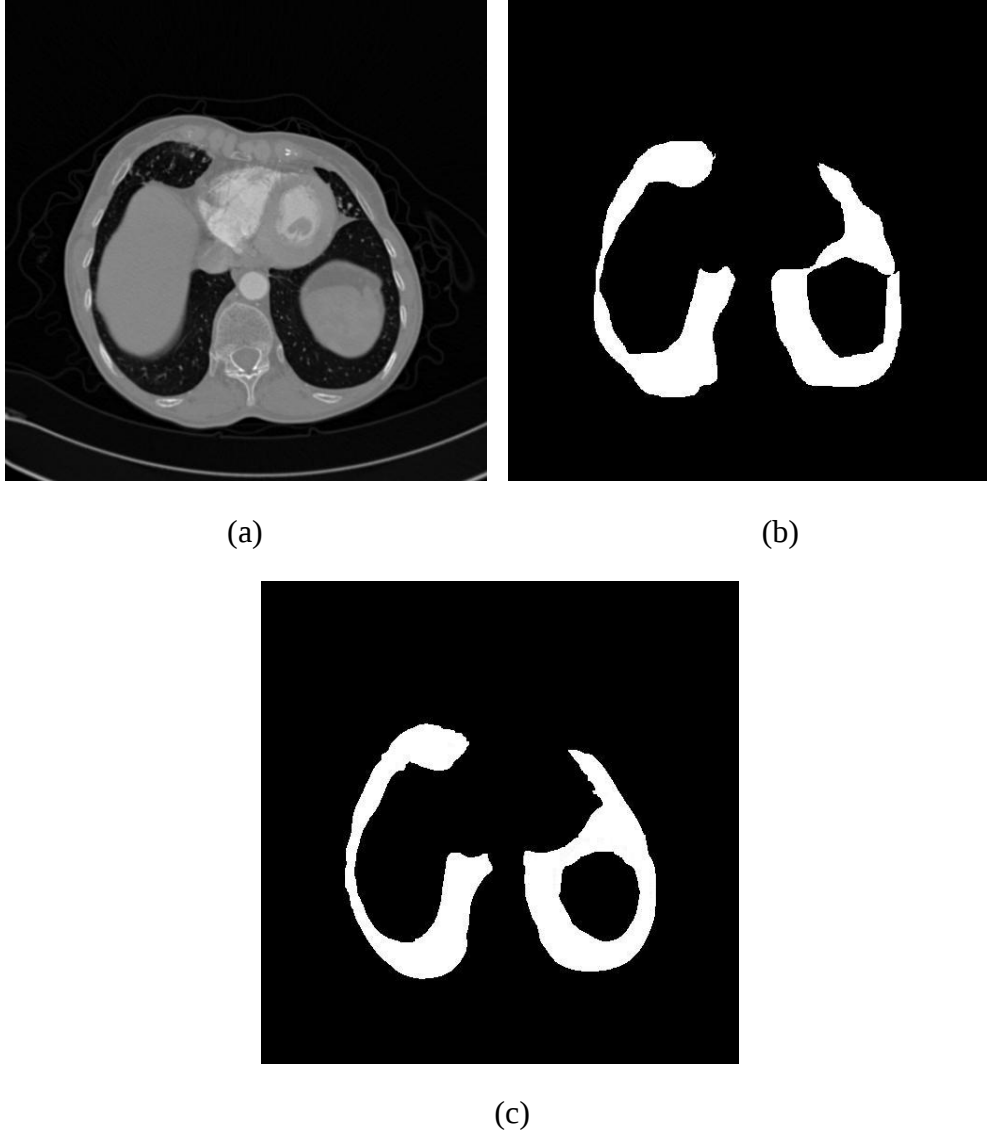


Şekil 2.15. FCM Üst kesit eşiklenmiş görüntü

Elde edilen küme numarasına göre eşiklenen görüntü daha sonra ROI (Region Of Interest) 'nin seçimi ve boşlukların ve önemsiz kısımların doldurulması için bazı morfleme işlemlerine tabi tutulacaktır.



Şekil 2.16. Alt kesit eşiklenmiş görüntü



Şekil 2.17 Alt kesite ait örnek görüntü ve sonuçları, a) Orijinal görüntü , b) El ile bölütlenmiş sonuç görüntüsü, c) FCM yöntemi ile otomatik bölütlenmiş sonuç görüntüsü

En iyi sonuçlar FCM yöntemi ile elde edilmiştir. Sonuç görüntülerinde de bu fark görülmektedir. Çatlak ve boşluklu yapılar tamamen yok edilmiş ve el ile bölütlenmiş sonuç görüntüsüne en yakın sonuçlar elde edilmiştir.

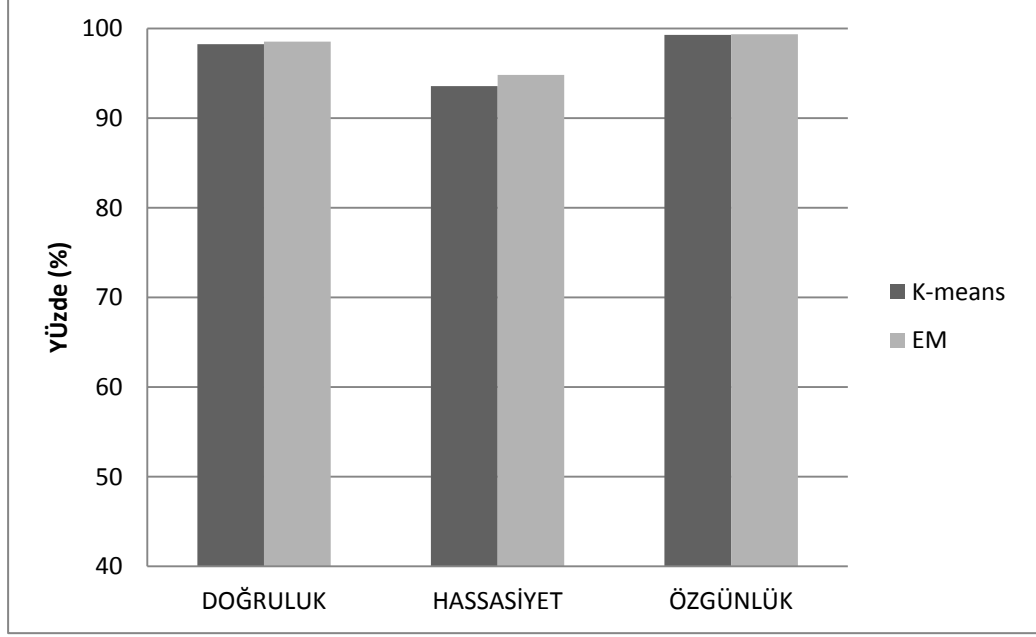


Şekil.2.18. Üst kesite ait örnek görüntü ve sonuçları, a) Orijinal görüntü , b) El ile bölütlenmiş sonuç görüntüsü, c) FCM yöntemi ile otomatik bölütlenmiş sonuç görüntüsü

Aynı şekilde üst kesit görüntüleri için manuel bölütlenmiş görüntülere en yakın sonuç Fuzzy C-means yöntemi ile elde edilmiştir.

2.4.4. K-Ortalamlar ve EM Yöntemlerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

K-ortalamlar ve EM algoritmalarının karşılıklı sonuçları doğruluk, hassasiyet ve özgünlük bakımından üst ve alt kesitler için ayrı ayrı görüntülenmiştir.

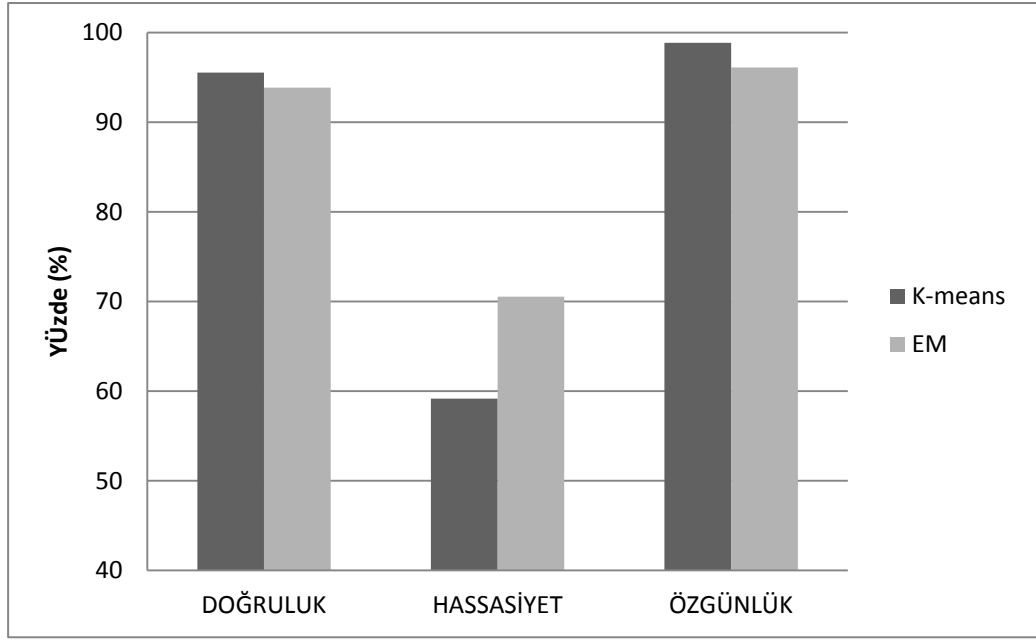


Şekil 2.19. Üst kesitler için K-ortalamlar ve EM algoritmaları karşılaştırması

Şekil 2.19 genel olarak algoritmaların üst kesit BT görüntüleri için başarılı sonuçlar ürettiğini göstermektedir. EM algoritması k-ortalamlar algoritmasına göre üst kesitlerin bölütlenmesi işleminde daha başarılıdır.

Tablo 2.15. Üst kesitler için K-ortalamlar ve EM algoritmaları sayısal değerler

Kullanılan Yöntem	Doğruluk(%)	Hassaslık(%)	Özgünlük(%)
K-means	98,24	93,58	99,28
EM	98,53	94,81	99,35

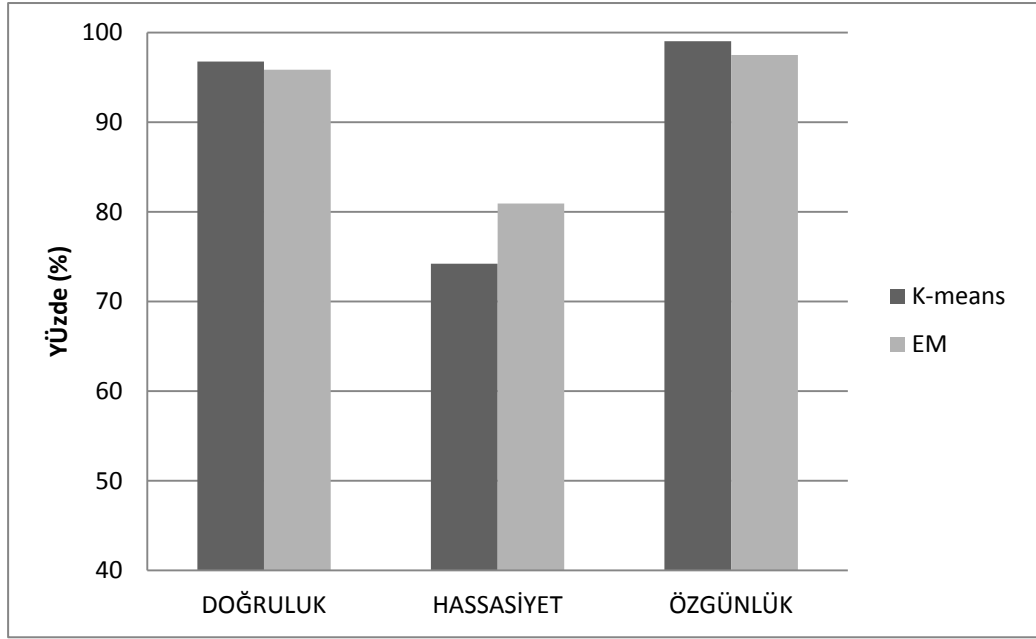


Şekil 2.20. Alt kesitler için K-ortalamalar ve EM algoritmaları karşılaştırması

Şekil 2.20.'de EM algoritmasının K-ortalamalara göre hassasiyet ölçütünde daha başarılı olduğunu fakat doğruluk ve özgünlük ölçütlerinde k-ortalamalar algoritmasına göre az da olsa daha başarısız bir tablo sergilediği görülmüştür. Alt kesitler için hassasiyet ölçütündeki başarı farkı üst kesitlerdeki başarı farkı oranına nazaran daha fazladır.

Tablo 2.16. Alt kesitler için K-ortalamalar ve EM algoritmaları sayısal değerler

Kullanılan Yöntem	Doğruluk(%)	Hassaslık(%)	Özgünlük(%)
K-means	95,54	59,15	98,85
EM	93,86	70,54	96,11



Şekil 2.21. K-ortalamalar ve EM algoritmaları genel başarı oranları karşılaştırması

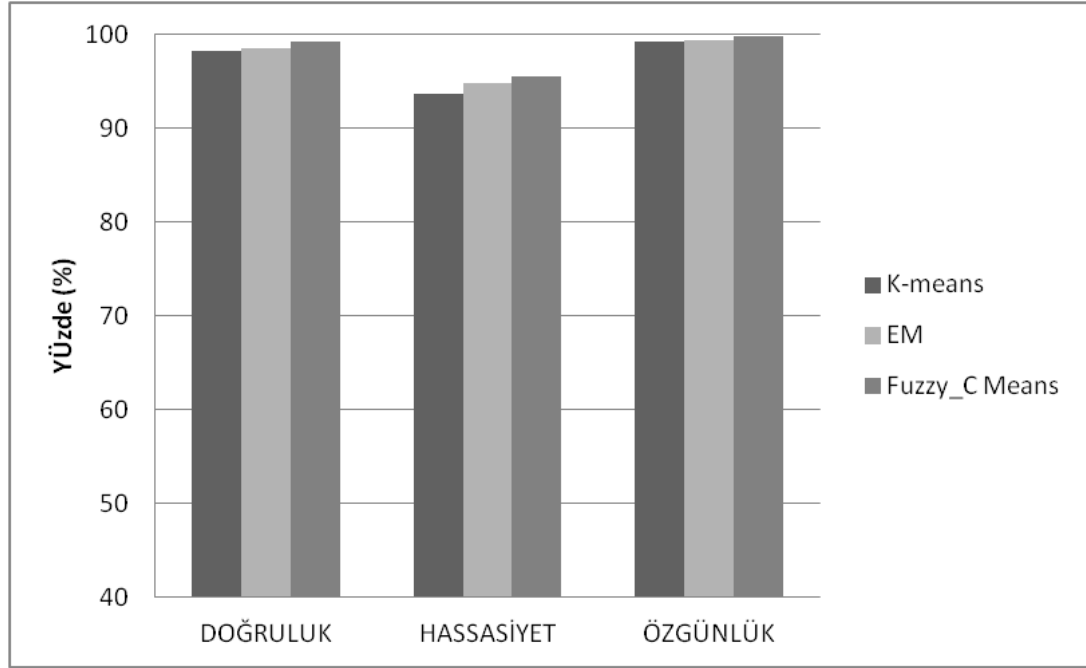
Genel olarak bakıldığında bölütleme işleminin asıl ölçütü olan hassasiyet ölçütünde EM algoritmasının daha üstün olduğu , doğruluk ve özgünlük ölçütlerinde ise k-ortalamalar algoritmasının daha iyi sonuçlar verdiğini görebiliriz.

Tablo 2.17. K-ortalamalar ve EM algoritmaları genel sonuçlar

Kullanılan Yöntem	Doğruluk(%)	Hassaslık(%)	Özgünlük(%)
K-means	97,16	79,81	99,11
EM	96,66	85,10	98,05

2.4.5. Tüm Yöntemlerin Sonuçlarının Karşılaştırılması

K-ortalamalar, EM ve Fuzzy C-means algoritmalarının karşılıklı sonuçları doğruluk, hassasiyet ve özgünlük bakımından üst ve alt kesitler için ayrı ayrı görüntülenmiştir.

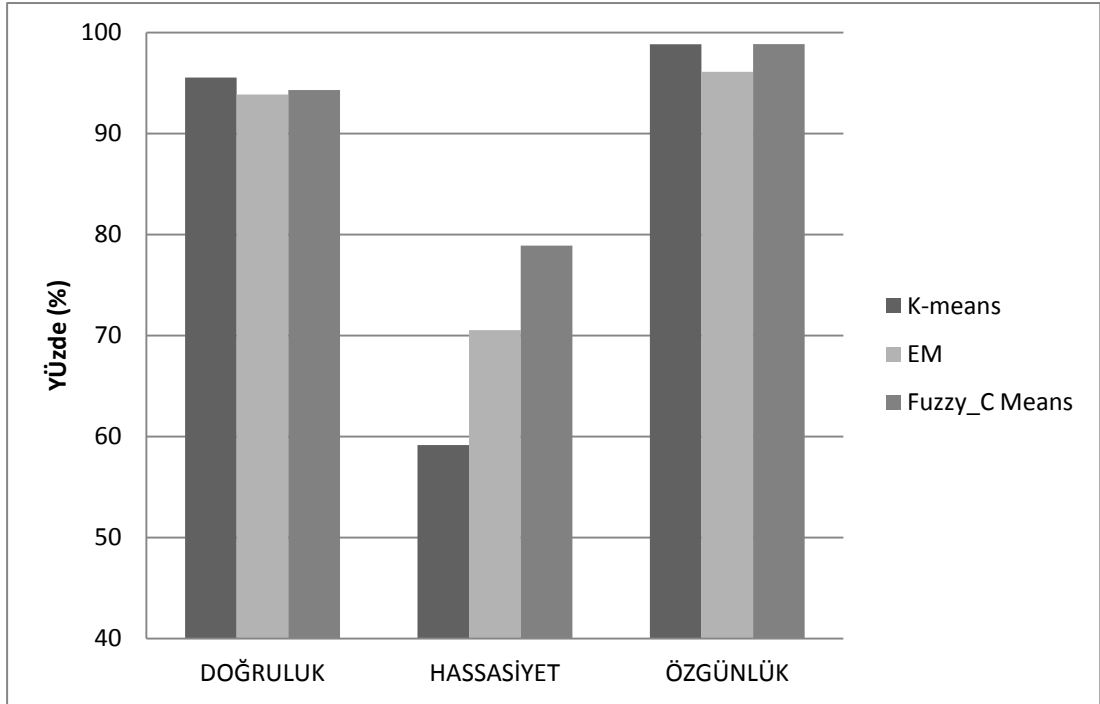


Şekil 2.22. Üst kesitler başarı oranları karşılaştırması

Şekil 2.22. genel olarak algoritmaların üst kesit BT görüntüleri için başarılı sonuçlar ürettiğini göstermektedir. Fuzzy C-means algoritması üst kesitler için bütün ölçütlerde en iyi sonuçları üretmiştir.

Tablo 2.18. Üst kesitler için sayısal sonuçlar

Kullanılan Yöntem	Doğruluk(%)	Hassaslık(%)	Özgünlük(%)
K-means	98,24	93,58	99,28
EM	98,53	94,81	99,35
Fuzzy C-means	99,21	95,48	99,73

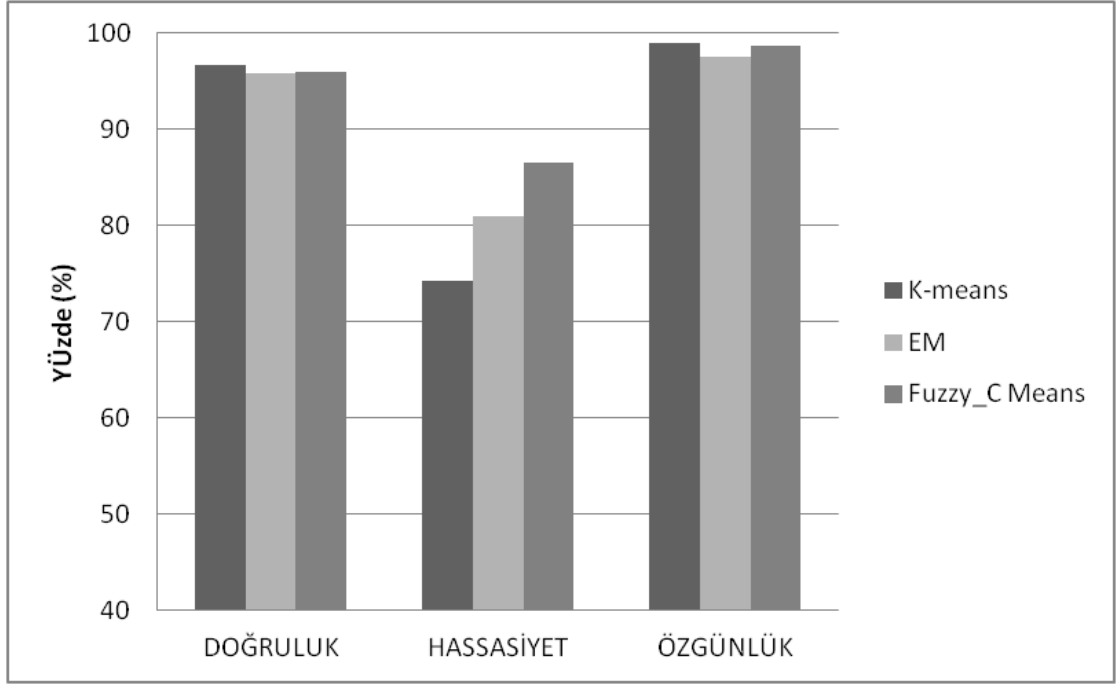


Şekil 2.23. Alt kesitler başarı oranları karşılaştırması

Üst kesitlerde olduğu alt kesitlerde de FCM algoritmasının açık farkla üstün olduğunu Şekil 2.23'ten anlayabiliriz.

Tablo 2.19. Alt kesitler için sayısal sonuçlar

Kullanılan Yöntem	Doğruluk(%)	Hassaslık(%)	Özgünlük(%)
K-means	95,54	59,15	98,85
EM	93,86	70,54	96,11
Fuzzy C-means	94,31	78,9	98,86



Şekil 2.24. Genel başarı oranları karşılaştırması

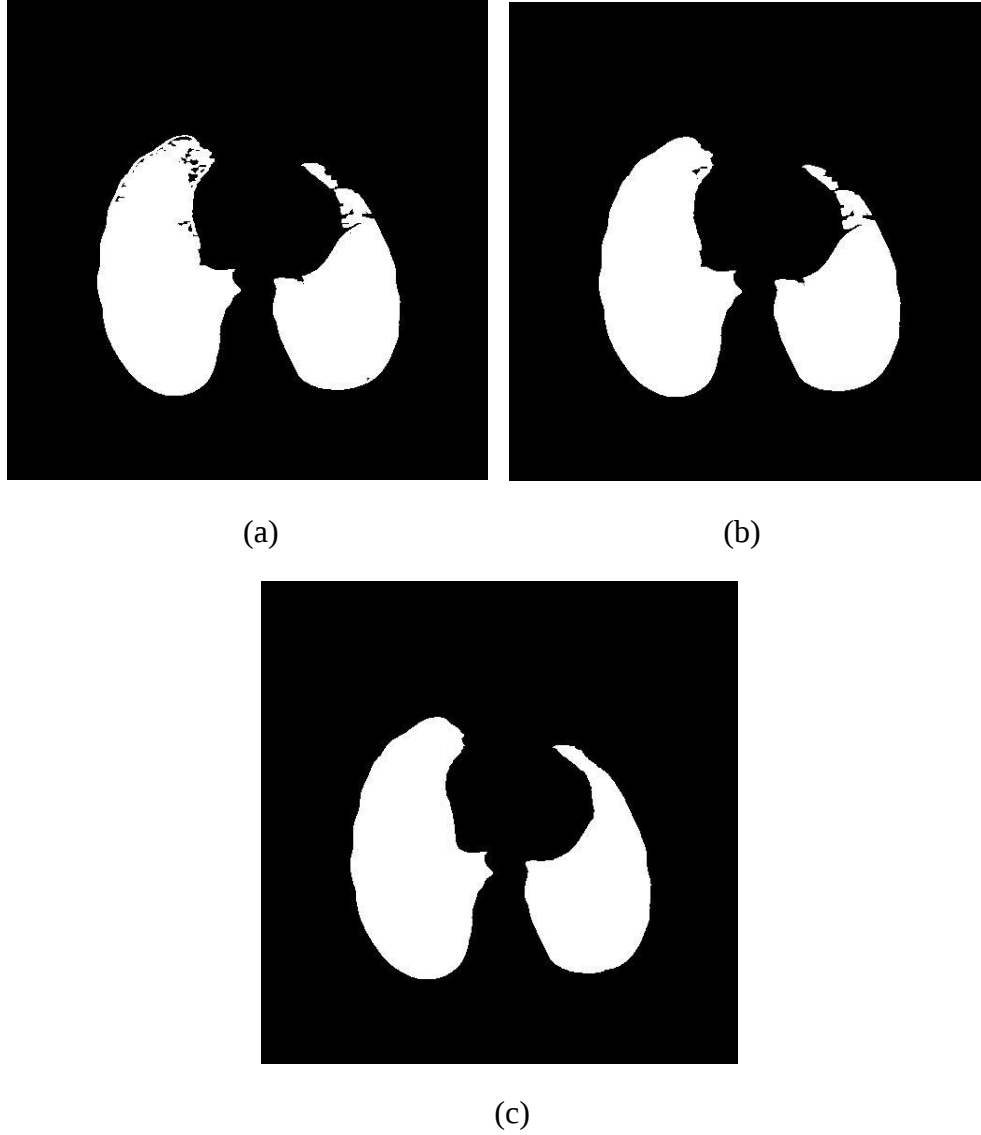
Yöntemler genel olarak karşılaştırıldığında yine Fuzzy C-means yönteminin üstünlüğü görülmektedir. Akciğer görüntülerinin bölütlenmesinde uygulanan yöntemler arasında en başarılı olan yöntem Fuzzy C-means ardından EM (Beklenti Maksimizasyonu) ve son olarak K-means yöntemi gelmektedir.

Tablo 2.20. Genel sayısal sonuçlar

Kullanılan Yöntem	Doğruluk(%)	Hassaslık(%)	Özgünlük(%)
K-means	96,7614	74,21346	99,04487
EM	95,86337	80,93034	97,50556
Fuzzy C-means	96,76	87,19	99,29

2.4.6. Tüm Yöntemlerin Sonuçlarının Görsel Olarak Karşılaştırılması

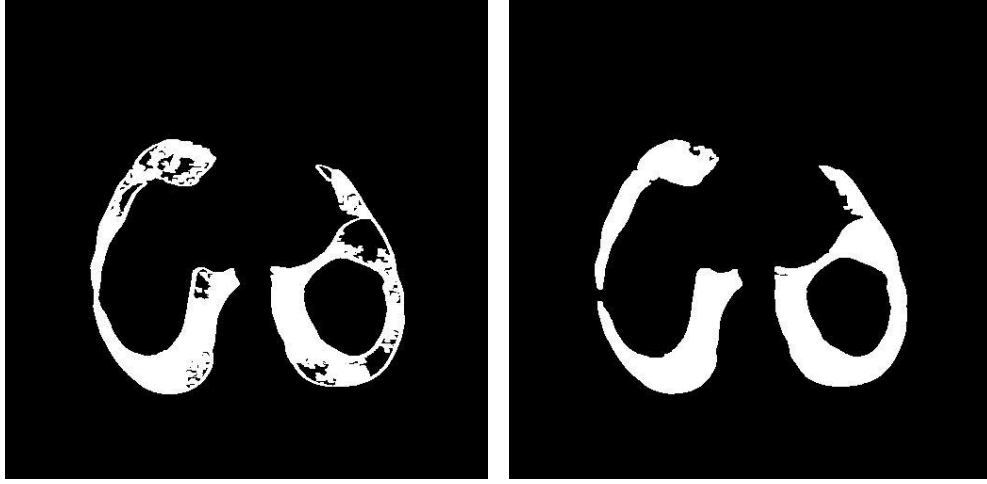
Uygulanan yöntemlerin başarıları grafiksel ve sayısal olarak gösterildi. Bu yöntemlerin gerçekte ne kadar başarılı olduğunu ise görsel sonuçları karşılaştırarak görebiliriz.



Şekil.2.25. Üst kesite ait yöntemlerin sonuçları, a) K-means , b) EM, c) Fuzzy C-Means

Üst kesitler için elde edilen sonuçlardan da görüleceği gibi en fazla boşluklu yapı ve çatlak içeren bölütlenmiş görüntü k-means yöntemine ait olmaktadır. EM yönteminde ise görüntü bütünlüğünü korumakta fakat uç kısımlarda çatlaklar bulunmaktadır. Son olarak Fuzzy C-Means yöntemi sonuç görüntüsüne bakıldığında boşluklu yapıların ve çatlakların olmadığı görülmektedir.

Alt kesitler için sonuç görüntüleri incelediğinde, üst kesitlerdeki sonuçlara benzer görüntüler olduğu görülmektedir. K-means algoritmasının sonuç görüntüsünde kopmalar yok fakat iç kısımlarında kayıplar ve uç kısımlarda çatlaklar bulunmaktadır. EM yöntemi sonuç görüntüsünde sol lob bölütlenirken bir kopma meydana gelmiştir. Bunun yanı sıra uç kısımlardaki çatlaklar K-ortalamalara göre daha az ve boşluklu yapılar yok denecek kadar azdır.



(a)

(b)



(c)

Şekil 2.26. Alt kesite ait yöntemlerin sonuçları, a) K-means , b) EM, c) Fuzzy C-Means

3. SONUÇLAR

Bölütleme sonuçları göz önüne alındığında, K-means, EM ve Fuzzy C-Means algoritmaları doğruluk ve özgünlük bakımından pek fark göstermezken, hassaslık oranlarında Fuzzy C-means algoritmasının belirgin bir üstünlüğü olduğu görülmüştür. Hassaslık ölçütü, bölütleme işleminde doğru örtüşen piksellerin oranını gösterdiği için ölçme işlemi için temel ölçüt olarak kullanılabilir. Bu durumda akciğerin bölütlenmesi işleminde Fuzzy C-means algoritmasının, K-means ve EM algoritmalarından daha iyi sonuçlar verdiği görülebilir.

Çalışma süreleri bakımından K-means algoritması daha hızlı sonuç üretmekte, EM algoritması ise iterasyonların fazlalığı, yakınsamanın geç oluşması nedeniyle daha yavaş sonuç vermektedir. Fuzzy C-means iterasyon sayısının fazlalığından dolayı en uzun çalışma süresine sahip yöntemdir.

Bölütleme sonuçlarını karşılaştırırken piksel piksel karşılaştırma yapıldığı için, el ile bölütlemenin sonuçlarının karşılaştırılması sırasında asgari ölçüde sapmalar meydana gelebilmektedir.

Sayısal sonuçlara bakıldığında doğruluk ve özgünlük ölçütlerinin her yöntem için birbirine yakın değerlere sahip olduğu görülmektedir. Bu yüzden asıl ölçüt olan hassaslık ölçütü her yöntem için kıyaslanmıştır. Sayısal sonuçlara bakıldığında hassaslık ölçütünde K-means %74 ,EM %80 ve Fuzzy C-means % 87 sonuçlarını üretmiştir. Alan tabanlı bulanık yöntem olan Fuzzy C-means yöntemi en iyi sonuç değerlerini üretmiştir. Bunda etken olan en önemli faktörün, kümeleme yönteminde nesnelerin dağıtılmasının olasılıksal yaklaşımla yapılması gösterilebilir. Aynı şekilde K-means yönteminden daha iyi sonuçlar üreten EM yöntemi de kümelere nesneleri dağıtırken bir çan eğrisi sistemi kullanmaktadır. K-means ise öklit uzaklığı gibi deterministik bir yöntem uygulamaktadır. Fuzzy C-Means yönteminde bir nesne bir kaç kümeye ait olabilmektedir. Bunu belirleyen kısım ise üyelik fonksiyonlarıdır. Fakat K-Means yönteminde bir nesne sadece bir kümeye ait olabilmektedir.

Görüntü veritabanında yer alan alt kesit görüntülerinden bir tanesinin bölütlenmesi uygulanan her iki yöntemde de hatalı sonuçlar vermiştir. Bu görüntüye bağlı bir etken olup, görüntüleme esnasında meydana gelen bir artefaktan kaynaklandığı düşünülmektedir. Bundan dolayı yöntemlerin başarılı sonuçlar verebilmesi için görüntüdeki artefaktların ve gürültü unsurlarının yok edilmesi ya da en aza indirgenmesi gerektiği sonucuna varılmıştır.

Akciğer görüntülerinin bölütlenmesi, kanser teşhislerinde radyolog ve uzman doktorlara yol göstermesi açısından önemli bir işlemdir. Akciğer kanseri dokuda lezyonlara sebebiyet vermekte ve BT görüntülerde siyah akciğer dokusunda solmalara neden olmaktadır. Bu da bölütleme işlemi uygulanan kanserli akciğer görüntüsünde kanserli bölgelerin tespit edilmesini sağlayabilmektedir.

4. ÖNERİLER

1. Yöntemlere ek olarak alan genişletme ve diğer alansal tabanlı bölütleme teknikleri denenebilir. Olasılıksal yaklaşım içeren sınıflandırma tekniklerinden Bayes sınıflandırma tekniği bölütleme işleminde kullanılıp sonuçları tez çalışmasında uygulanan yöntemlerle karşılaştırılabilir.

1. Uygulanan yöntemler genel olarak başarılı bir tablo sergilemişlerdir. Bu yöntemler normal akciğer görüntülerinin yanı sıra hastalıklı ya da kanserli dokular içeren akciğer görüntülerine uygulanarak hastalıklı bölgelerin teşhis edilmesinde kullanılabilir.

2. Hastalıklı bölgelerin başarılı bir şekilde tespit edilmesinin ardından bu bölgenin doğru bir şekilde bölütlenmesi gerçekleştirilerek doku hakkında alansal bilgilerin elde edilmesi sağlanabilir.

3. Hastadan belirli zaman aralıkları ile alınan görüntülerde bölgedeki değişim incelenebilir, dokudaki büyüme ya da küçülme farkları hesaplanabilir.

4. Göğüs taramasını içeren 2-boyutlu katmansal kesitler diğer görüntü işleme tekniklerinin de yardımı ile birleştirilerek akciğere ait 3-boyutlu bir model elde edilebilir.

5. Elde edilen 3 boyutlu modeli kullanarak kanserli dokuların hacimsel verileri hesaplatılabilir, hastalığın aşamaları kıyaslanabilir.

6. Akciğerin 3-boyutlu modeli üzerinde simülasyonlar gerçekleştirilip, zararlı dokuların alınması sırasında meydana gelebilecek komplikasyonlar izlenebilir.

5. KAYNAKLAR

1. http://tr.wikipedia.org/wiki/Wilhelm_Conrad_Rontgen , Wilhelm Conrad Röntgen, 28 Nisan 2013
2. Battistuzzi, PG., Röntgen and his discovery of 'X-rays', Nederlands Tijdschrift Voor Tandheelkunde [Ned Tijdschr Tandheelkd], 119, 2 (2012) 63.
3. http://en.wikipedia.org/wiki/X-ray_computed_tomography, X ray computed tomography, 30 Nisan 2013
4. Johnson, SP., Deshmukh, PT., Mahesh, S., Grant, M. ve Fishman, KL., Journal of Thr American College of Radiology, 10, 1 (2013) 37-41.
5. Klausen, TL., Andersen, F. ve Kemp, Hardware and Software Approaches to Multi-Modality Imaging, B. Current Medical Imaging Reviews, 7, 3 (2011) 169-174.
6. Townsend, DW., Beyer, T. ve Blodgett, T., PET/CT scanners: A hardware approach to image fusion, TM. Seminars In Nuclear Medicine, 33, 3 (2003) 193-204.
7. Leondes, Cornelius, T., Medical Imaging Systems Technology, NJ : World Scientific, 2005.
8. Guy, C., Ffytche, D., An Introduction to the Principles of Medical Imaging, In: Principles of Medical Imaging. Edition: Rev. ed. London : Imperial College Press. 2005.
9. http://en.wikipedia.org/wiki/Medical_ultrasonography , Medical Ultrasonography, 02.05.2013.
10. Herek D. ve Karabulut N., Manyetik Rezonans Görüntüleme, TTD toraks cerrahisi bülteni, 1, 3 (2010) 214-222.
11. http://tr.wikipedia.org/wiki/Pozitron_emisyon_tomografisi, PET, 13 Mayıs 2013.
12. <http://en.wikipedia.org/wiki/DICOM>, DICOM, 13 Mayıs 2013.
13. Computer Graphics Companion, Image Segmentation, 2003.

14. Kim, D.S., Huang, H., Dhawan, K. and Atam P., Medical Imaging and Image Analysis, Singapore : World Scientific, 2008.
15. Bhadoria, S., Aggarwal, P., Dethe, C.G. ve Vig R., Comparison of Segmentation Tools for Multiple Modalities in Medical Imaging , Journal Of Advances In Information Technology, 3, 4 (2012) 197-205.
16. Cascio, D., Magro, R., Fauci, F., Iacomì, M. ve Raso, Automatic detection of lung nodules in CT datasets based on stable 3D mass-spring models , Computers In Biology and Medicine, 42, 11 (2012) 1098-1109.
17. Chen, C.J. ve Wang, Y.W., A Preoperative 3D Computer-Aided Segmentation and Reconstruction System for Lung Tumor, Journal of Communication and Computer, 9 (2012) 422-425.
18. Sun, S., Bauer, C. ve Beichel, R., Automated 3-D Segmentation of Lungs With Lung Cancer in CT Data Using a Novel Robust Active Shape Model Approach, IEEE Transactions on Medical Imaging, 31, 2 (2012) 449-460.
19. Chii-Jen, C. ve You-Wei, W., A Preoperative 3D Computer-Aided Segmentation and Reconstruction System for Lung Tumor , Journal of Communication & Computer, 9, 4 (2012) 422-425.
20. Singh, H., Crawford, M., Curtin, J. ve Zwiggelaar, M., Automated 3D segmentation of the lung airway tree using gain-based region growing approach , Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI, 2 (2004) 975-982.
21. Wang, J., Valle, M., Goryawala, M., Franquiz, J.M. ve McGoron, A.J., Computer-assisted quantification of lung tumors in respiratory gated PET/CT images: phantom study, Medical and Biological Engineering and Computing, 48 (2010) 49-58.
22. Memon, N.A., Mirza, A.M. ve Gilani, S.A.M., Segmentation of Lungs from CT Scan Images for Early Diagnosis of Lung Cancer, Transactions on Engineering, Computing and Technology, 14, (2006) 228-233.
23. Iakovidis, D.K. ve Papamichalis, G., Automatic Segmentation of the Lung Fields in Portable Chest Radiographs based on Bézier Interpolation of Salient Control Points, IEEE International Workshop on Imaging Systems and Techniques, (2008) 82-87.
24. Pujar, Jagadish H., Gurjal, Pallavi S., Shambhavi D., Kunnur ve Kiran S., International Journal of Electrical & Computer Engineering, 5, 2 (2010) 121-127.

25. Zhu, Y., Tan, Y., Hua, Y., Zhang, G. ve Zhang, J., Automatic Segmentation of Ground-Glass Opacities in Lung CT Images by Using Markov Random Field-Based Algorithms, Journal of Digital Imaging, 25 (2012) 409-422.
26. Ballangan, C., Wang, X., Eberl, S., Fulham, M. ve Feng, D., Automated lung tumor segmentation for whole body PET volume based on novel downhill region growing, *Progress in Biomedical Optics and Imaging - Proceedings of SPIE*, 7623, (2010)
27. Gomathi, M. ve Thangaraj, P., A New Approach to Lung Image Segmentation using Fuzzy Possibilistic C-Means Algorithm, IJCSIS, 7, 3 (2010) 222-228.
28. Jaffar, M.A., Iqbal, A., Hussain, A. Baig, R. ve Mirza, A.M., Genetic Fuzzy Based Automatic Lungs Segmentation from CT Scans Images, International Journal of Innovative Computing Information and Control, 7, 4, (2011) 1875-1890.
29. Ceylan, M., Özbay, Y., Uçan, O. N., ve Yıldırım, E., A novel method for lung segmentation on chest CT images: complex-valued artificial neural network with complex wavelet transform, Turk J Elec Eng & Comp Sci, 18, 4 (2010) 613-623.
30. Otsu, N., A Threshold Selection Method From Gray Level Histograms, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 9, 1 (1979) 62-66.
31. Saphiro, L.G., ve Stockma, G.C., *Computer Vision*, New Jersey, Prentice Hall, (2001) 279-325.
32. MacQueen, J. B., Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, 1. *Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*. University of California Press., (1967) 281-297
33. Dempster, A.P., Laird, N.M. ve Rubin, D.B., Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm. Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), 39, (1977) 1-38.
34. Bezdek, James, C., *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms* 1981.
35. Sun, SH., Sonka, M. ve Beichel, RR., Lung segmentation refinement based on optimal surface finding utilizing a hybrid desktop/virtual reality user interface, Computerized Medical Imaging and Graphics, 37, 1 (2013) 15-27.

36. Tan, YQ., Schwartz, L.H. ve Zhao, BS., Segmentation of lung lesions on CT scans using watershed, active contours, and Markov random field, Medical Physics, 40, 4 (2013) 1-10.
37. Keshani, M., Azimifar, Z., Tajeripour, F. ve Boostani, R., Lung nodule segmentation and recognition using SVM classifier and active contour modeling: A complete intelligent system , Computers in Biology and Medicine, 43, 4 (2013) 287-300.
38. Wei, Y., Shen, G. ve Li, J-J., A Fully Automatic Method for Lung Parenchyma Segmentation and Repairing , Journal of Digital Imaging, 26, 3 (2013) 483-495.
39. Ballangan, C., Wang, X., Fulham, M., Eberl, S. ve Feng, D.D., Lung tumor segmentation in PET images using graph cuts, Computer Methods and Programs in Biomedicine, 109, 3 (2013) 260-268.
40. Nakagomi, K., Shimizu, A., Kobatake, H., Yakami, M., Fujimoto, K. ve Togashi, K., Multi-shape graph cuts with neighbor prior constraints and its application to lung segmentation from a chest CT volume, Medical Image Analysis, 17, 1 (2013) 62-77.
41. Sivakumar, S. ve Chandrasekar C., Lung Nodule Segmentation through Unsupervised Clustering Models , International Conference on Modelling Optimization and Computing, 2012.
42. Meng, X., Fuhrman, C., Qiang, Y., Zhu, S., Siegfried, J.M. ve Pu, J., Illustration of the obstacles in computerized lung segmentation using examples, Medical Physics, 39, 8 (2012) 1-8.
43. Shi, Z., Li, L., Zhao, M., Wang, Y., Zhang, M., Suzuki, K. ve He, L. , Sparse field snake model: A novel active contour model used for lung segmentation on chest radiographs, ICIC Express Letters, Part B: Applications, 3, 4 (2012) 777-783.
44. Bhadoria, S., Aggarwal, P., Deth, C. G. ve Vig, R., Comparison of Segmentation Tools for Multiple Modalities in Medical Imaging , Journal of Advances in Information Technology, 3, 4 (2012) 197-205.

ÖZGEÇMİŞ

1986 yılında İzmir'de doğdu. İlk öğrenimini Marmara İlkokulu ve Burdur Anadolu Lisesinde, orta öğrenimini İbrahim Hakkı Fen Lisesi'nde tamamladı. 2004 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nde lisans programına başladı ve 2010 yılında bu bölümden mezun oldu. Aynı yıl Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yüksek lisans programına ve aynı bölümde araştırma görevlisi olarak çalışmaya başladı. Halen bu görevini sürdürmektedir. Yabancı dil olarak iyi derecede İngilizce bilmektedir.