

**GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİ VE
USBÇS YAKLAŞIMI KULLANILARAK
AKCİĞER KANSERİNİN TANINMASI**

Saeid HOSSEINGHOLIZADEH

**Yüksek Lisans Tezi
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Doç. Dr. Abdulsamet HAŞILOĞLU
2014
Her hakkı saklıdır**

**ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİ VE USBÇS YAKLAŞIMI
KULLANILARAK AKCİĞER KANSERİNİN TANINMASI**

Saeid HOSSEINGHOLIZADEH

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**ERZURUM
2014**

Her hakkı saklıdır



T.C.
ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



TEZ ONAY FORMU

GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİ VE USBÇS YAKLAŞIMI
KULLANILARAK AKCİĞER KANSERİNİN TANINMASI

Doç. Dr. Abdulsamet HAŞILOĞLU danışmanlığında, Saeid HOSSEINGHOLIZADEH tarafından hazırlanan bu çalışma 08/05/2014 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda Yüksek Lisans tezi olarak **oybirliği/oy-çokluğu (3/0.)** ile kabul edilmiştir.

Başkan : Doç. Dr. Abdulsamet HAŞILOĞLU

İmza :

Üye : Prof. Dr. Kadir BİLEN

İmza :

Üye : Yrd. Doç. Dr. Gülşah TÜMÜKLÜ ÖZYER

İmza :

Yukarıdaki sonuç;

Enstitü Yönetim Kurulu 22.05.2014 tarih ve 21/659 nolu kararı ile onaylanmıştır.

Prof. Dr. İhsan EFEOĞLU
Enstitü Müdürü

Not: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaklardan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak olarak kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİ VE USBÇS YAKLAŞIMI KULLANILARAK AKCİĞER KANSERİNİN TANINMASI

Saeid HOSSEINGHOLIZADEH

Atatürk Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Abdulsamet HAŞILOĞLU

Akciğer kanseri, çoğunlukla ileri safhalara gelmeden önce belirti göstermediğinden önde gelen ölüm sebeplerinden biridir. Medikal görüntülerin yorumlanması deneyimli doktorlar için bile çoğunlukla zaman alıcı ve zordur. Görüntü analizi desteği ve makine öğrenimi bu süreci daha kolay hale getirebilir. Bu çalışma, Bilgisayar Destekli Tanı (BDT) sistemi, Bilgisayarlı Tomografi (BT) görüntülerinin analizi, akciğer kanserinin tespiti için doktorlara yardımcı olabilir. Öncelikle BT görüntüsündeki gürültü, Gauss Filtresi kullanarak ön işlemede kaldırılır. Daha sonra akciğer kısmının bölütlemesi, eşikleme ve morfoloji teknikleri (bölge doldurma) kullanımıyla oluşturulur. Son olarak, her bir görüntüden, 256 öznitelik matrisi oluşturulur (her matrisin boyutu 32×32 'dir. Öznitelikler: ortalama, standart sapma, entropi ve beyazlık sayısıdır). Tarafımızdan geliştirilen USBÇS (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi) modeli ile akciğer kanser tanınması gerçekleştirilmiştir. Önerilen tekniğin değerlendirilmesi için BT görüntüleri Atatürk Üniversitesi Araştırma Hastanesi'nden toplanmış ve sınıflandırma başarımları %87.5 olmuştur.

2014, 149 Sayfa

Anahtar Kelimeler: Bilgisayar Destekli Tanı (BDT), Tıbbi Görüntü İşleme, Akciğer Kanseri, Bilgisayarlı Tomografi (BT), USBÇS

ABSTRACT

MASTER THESIS

LUNG CANCER DIAGNOSIS USING IMAGE PROCESSING TECHNIQUES AND ANFIS APPROACH

Saeid HOSSEINGHOLIZADEH

Ataturk University
Institute of Applied Sciences
Department of Computer Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Abdulsamet HASILOGLU

Lung cancer is one of the leading cause of death because patients with lung cancer often do not develop symptoms until the cancer is in an advanced stage. Interpretation of medical images is often difficult and time consuming, even for experienced physicians. The aid of image analysis and machine learning can make this process easier. The Computer Aided Diagnosing (CAD) system is proposed in this study for detection of lung cancer from the analysis of computed tomography (CT) images. Initially pre-processing is used to remove the noise present in CT image using Gaussian filter then lung region separated of the other regions by thresholding and morphology techniques (filling area). Finally every image created 256 feature matrix (size of every matrix is 32×32). Feature extractions: average, standard deviation, entropy and number of whiteness) and ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) model developed by us for lung cancer detection. For experimentation of the proposed technique, the CT images collected from Research Hospital of Ataturk University and classification performance for the proposed technique was measured 87.5%.

2014, 149 Pages

Keywords: Computer Assisted Diagnosis (CAD), Medical Image Processing, Lung Cancer, Computer Tomography (CT), ANFIS

TEŐEKKÜR

Yüksek Lisans tezimin belirlenmesi ve tamamlanması aşamalarında, öncelikle tezimi değerlendiren, değerli görüş ve eleştirileriyle her türlü ilgi ve yardımını esirgemeyen tez danışmanım Sayın Doç. Dr. Abdulsamet HAŐILOĐLU'na en içten teşekkürlerimi sunarım.

Tez çalışmam esnasında bana destek olan ve bilgi alışverişinde bulunduđum hocam Sayın Yrd. Doç. Dr. Erdem SAĐSÖZ'e, tez çalışmamın her aşamasında bana verdiği destekle çalışma azmi kazandıran aileme en derin sevgi ve saygılarımı sunarım.

Saeid HOSSEINGHOLIZADEH

Nisan 2014

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	ii
TEŞEKKÜR.....	iii
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ.....	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	vii
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	x
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Kaynak Özetleri.....	3
1.2. Amaç.....	22
2. KURUMSAL TEMELLER.....	23
2.1. Akciğer Anatomisi.....	23
2.2. Akciğer Kanseri.....	24
2.3. Akciğer Kanseri Tanısal İncelemeleri.....	25
2.3.1. Bilgisayarlı Tomografi (BT-CT).....	26
2.4. Türkiye'de Kanser Oranları.....	27
2.5. Tıbbi Görüntü İşleme.....	29
2.5.1. Sayısal görüntü işleme.....	29
2.5.2. Siyah – beyaz görüntü.....	31
2.5.3. Gri görüntü.....	33
2.5.4. Renkli görüntü.....	33
2.5.5. DICOM.....	33
2.5.6. Histogram.....	34
2.5.7. Histogram eşitleme (Histogram equalization).....	35
2.5.8. Kontrast.....	36
2.5.9. Görüntü filtreleme.....	37
2.5.9.a. Medyan filtresi (Median filter).....	37
2.5.9.b. Mean filtresi.....	38
2.5.9.c. Gauss Filtresi (Gaussian Filter).....	38
2.5.9.d. Disk filtresi.....	39

2.5.9.e. Motion filtresi	39
2.5.9.f. Hızlı Fourier Dönüşümü (Fast Fourier Transform)	39
2.5.9.g. Unsharp filtresi	43
2.5.10. Bölütleme (segmentation)	43
2.5.10.a. Eşikleme (thresholding).....	44
2.5.10.b. Bölge büyümesi (region growing).....	46
2.5.11. Matematiksel morfoloji ve morfolojik görüntü işleme	46
2.5.12. Görüntü kırpma (crop).....	49
2.5.13. Aritmetik ve mantıksal işlemler	50
2.6. USBÇS	50
2.7. DVM (Destek Vektör Makinesi).....	53
2.8. En Yakın Komşu (K Nearest Neighbors, KNN)	56
2.9. Ölçülen Değerler	57
3. MATERYAL ve YÖNTEM.....	60
3.1. Materyal.....	60
3.2. Yöntem	60
3.2.1. DICOM formatında görüntü okumak	61
3.2.2. Gauss yöntemi ile görüntü filtrelemek	61
3.2.3. Görüntüden arka plan kaldırma (background removal)	62
3.2.4. Görüntü bölütleme (image segmentation).....	63
3.2.5. Akciğer kanseri tespiti (Lung cancer detection).....	64
4. ARAŞTIRMA BULGULARI	75
5. SONUÇLAR ve ÖNERİLER	94
KAYNAKLAR	96
EKLER	100
EK 1.....	100
EK 2.....	113
EK 3.....	132
EK 4.....	143
ÖZGEÇMİŞ	150

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

BDT	: Bilgisayar Destekli Tanı
BT	: Bilgisayarlı Tomografi
DVM	: Destek Vektör Makinesi
HFD	: Hızlı Fourier Dönüşümü
MRG	: Manyetik Rezonans Görüntüleme
PET	: Pozitron Emisyon Tomografisi
USBÇS	: Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi
YSA	: Yapay Sinir Ağları

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Matris 3×3, yatay sobel kenar ve dikey sobel kenar matrisleri	19
Şekil 1.2. Akciğer kanseri tanı süreci	21
Şekil 1.3. Veri çiftleme yöntemi	21
Şekil 1.4. Akciğer bölütlemesi	22
Şekil 2.1. Akciğer anatomisi	23
Şekil 2.2. Kanserin oluşması	24
Şekil 2.3. Akciğer kanseri	25
Şekil 2.4. Bir BT cihazı ve akciğer kesit görüntüsü örnekleri	27
Şekil 2.5. Türkiye kanser oranları (İki cinsiyet, YSH, 100,000)	28
Şekil 2.6. Türkiye kanser oranları (Erkek, YSH, 100,000)	28
Şekil 2.7. Türkiye Kanser oranları (Kadın, YSH, 100,000)	29
Şekil 2.8. Sayısal görüntülerin farklı noktalar dizisi şeklinde gösterimi	30
Şekil 2.9. Kare ızgara üzerinde farklı piksel boyutlarında tanımlanan bir görüntü	31
Şekil 2.10. Siyah-beyaz, gri ton ve renkli görüntü örneği	33
Şekil 2.11. Bir görüntü matrisinin histogramı	34
Şekil 2.12. Merkezdeki kare aynı olmasına rağmen göz onu farklı kareler gibi algılamaktadır	36
Şekil 2.13. Her bir dikdörtgensel bölge aynı renkte olmasına rağmen göz farklı renklerde gibi algılamaktadır	37
Şekil 2.14. Periyodik bir sinyalin Fourier Dönüşümü	40
Şekil 2.15. Bir akciğer görüntü bölütlemesi	44
Şekil 2.16. Eşikleme için dönüşüm fonksiyonu	45
Şekil 2.17. Bir akciğerdeki bölge büyümesinin görüntüsü	46
Şekil 2.18. Bir akciğer görüntüsü ve kırpma işlemi (crop)	49
Şekil 2.19. 2 girişli 9 kurallı USBÇS yapısı	52
Şekil 2.20. DVM yardımıyla veriyi ayıran doğrusal sınır	54
Şekil 2.21. Bir iki sınıflıdaki destek vektörler	54
Şekil 2.22. En yakın komşu yöntemi için bir örnek	56
Şekil 3.1. Çalışmanın akış şeması	61

Şekil 3.2. Bir akciğer CT görüntüsünde arka plan kaldırma aşamaları	62
Şekil 3.3. Bir akciğer CT görüntüsünde bölütleme aşamaları	64
Şekil 3.4. Bir akciğer BT görüntüsünü 256 matrise bölünmesi.....	66
Şekil 3.5. USBÇS'in temel yapısı.....	67
Şekil 3.6. Destek vektör makinesine bir örnek	72
Şekil 4.1. 40 akciğer görüntüsünün, ortalama, standart sapma, beyazlık sayısı ve entropi öznitelikleri ile bunların iki iki, üç üç ve hepsi birlikte, tümör tipinin test sonucunun şeması	76
Şekil 4.1. Trimf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı.....	84
Şekil 4.2. Trapmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı	84
Şekil 4.3. Gbellmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı....	84
Şekil 4.4. Pimf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı	85
Şekil 4.5. Dsigmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı	85
Şekil 4.6. Psigmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı.....	85
Şekil 4.7. Gaussmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı...	86
Şekil 4.8. Gauss2mf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı .	86
Şekil 4.9. Trapmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme ve FIS çıkışı.....	87
Şekil 4.10. Trapmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile test ve FIS çıkışı	87
Şekil 4.11. Trapmf üyelik fonksiyonun her ikili girdi için çıkartılmış 3 boyutlu diyagramı.....	88
Şekil 4.12. Trapmf üyelik fonksiyonunun 4 girdi ve 1 çıktılı kurallar şeması	88
Şekil 4.13. Trapmf üyelik fonksiyonunun kuralları.....	90
Şekil 4.14. 8 akciğer görüntüsüne ait, arka plan kaldırma, bölütleme, 32×32'lik bir kesimi ve kanser tipi.....	92
Şekil 1. LCD yazılımın ana penceresi.....	100
Şekil 2. LCD yazılımın ana penceresinde bir akciğer görüntüsü.....	101
Şekil 3. LCD yazılımı araç çubuğu.....	101
Şekil 4. LCD yazılımı ilerleme çubuğu	101
Şekil 5. Bir görüntü kontrast (image contrast) penceresi.....	102
Şekil 6. Kontrast ayarlamak (adjust contrast) penceresi	103
Şekil 7. Bir görüntü eşitleme (image equalization) penceresi	104
Şekil 8. Bir görüntü kontur (image contour) penceresi.....	105

Şekil 9. Bir görüntü filtreler (image filtering) penceresi	106
Şekil 10. Bir arka plan kaldırma (background removal) penceresi	107
Şekil 11. Bir bölütleme (segmentation) penceresi.....	107
Şekil 12. Bir akciğer kanseri penceresi.....	108
Şekil 13. Bir akciğer kanseri (tüm aşamalar) penceresi.....	109
Şekil 14. Klasöre göz (browse for folder) penceresi.....	110
Şekil 15. Dosyayı açmak için seçiniz (select file to open) penceresi	110
Şekil 16. Çıkış (exit) penceresi	112

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 4.1. Özellik çıkarma tablosu	77
Çizelge 4.2. Özellik çıkarma tablosunda, her özelliğin tümör tipine göre ortalaması....	82
Çizelge 4.3. Üyelik fonksiyonlarında metod hataları (ÜF tipi: Sabit).....	83
Çizelge 4.4. Üyelik fonksiyonlarında metod hataları (ÜF tipi: Doğrusal)	83
Çizelge 4.5. sınıflandırma başarımı (classification performance)	93

1. GİRİŞ

Genellikle kadınlar ve erkekler için en tanıdık kanser türü akciğer kanseridir. Tüm dünyada ve Türkiye’de akciğer kanserinin oranı diğer kanser türlerine göre çok daha hızlı bir şekilde artmaktadır. Ölümcül bir kanser olmasına rağmen, erken evrelerde tanı konulduğunda akciğer kanserinde yaşam süreleri kayda değer ölçüde uzamaktadır. Akciğer kanseri için risk altındaki grupların Bilgisayarlı Tomografi (BT) ile periyodik tarama testleri dramatik ölüm oranını azaltabilir. Son yıllarda, görüntü işleme teknikleri kanserde erken tanı için yaygın olarak tıbbi bölümlerde kullanılmaktadır.

Bu çalışmada, BT görüntüleriyle akciğer kanseri tanısı için beş evre kullanılmıştır.

DICOM formatında görüntü sistemi kullanmak birinci aşamadır. DICOM (Tıpta Dijital Görüntüleme ve İletişim Formatı) standardı tıbbi görüntü ve bu görüntüye ilişkin bilginin iletimi için geliştirilmiş ve şu anda en yaygın olarak kullanılan bir endüstri standardıdır. Bu çalışmada, her biri, bir diliminin piksel matrisi 512×512 olan yaklaşık 70 dilimden oluşan, 17 BT taramasına sahip (17 hasta) bir veritabanı kullanılmıştır.

İkinci aşama, görüntü iyileştirmesidir (image enhancement). Görüntü iyileştirmenin amacı, insan ya da bilgisayar analizi için bir görüntünün görünümünü iyileştirmektir. Bu çalışmada, bazı görüntü filtreleme teknikleri (medyan filtresi, Gauss Filtresi, Fourier Dönüşümünün Ters Filtresi, ortalama filtresi, Disk filtresi, Laplacian filtresi, Gauss Filtresinin Laplasyeni, hareket filtresi, Prewitt Filtresi, Sobel Filtresi, otomatik iyileştirme filtresi, Gabor İyileştirme Filtresi) denendikten sonra Gauss filtresinin daha iyi sonuçlar verdiğini gözlemledik ve çalışmanın devamında bu tekniği kullandık.

Üçüncü ve dördüncü aşama, arka planı kaldırma ve bölütleme kısmıdır (bölütleme, medikal görüntü analizinde ve radyolojik hesaplamada ya da bilgisayar destekli teşhiste önemli bir adımdır). Bu aşamada, akciğer alanı görüntüden ayrılır ve sıralanan şu

teknikler kullanılır: eşikleme, morfoloji işlemi (bölge doldurma), çıkarma işlemi ve “ve” işlemi

Eşikleme işleminin amacı, gri ton ölçeğinde L adet değeri bulunan bir görüntüyü ele alıp, bu görüntüden gri ton ölçeğinde sadece iki adet değer içeren bir görüntü elde etmektir.

Matematiksel morfoloji, görüntü içerisinden çıkarmak veya ayırt etmek istediğimiz nesnelere, görüntü içerisindeki diğer bölgelerden veya nesnelere ayırt etmek veya çıkarmak için kullanılmaktadır. Matematiksel morfoloji ikili görüntüler için bulunmuş, daha sonra gri seviyeli görüntüler için geliştirilmiştir.

Beşinci aşama (son aşama), akciğer alanından öznelikler çıkartılır. Yani, önce her görüntü (512×512) 256 matrise bölünür (her matrisin boyutu 32×32 'dir) ve her küçük matrisin tüm piksellerine bu işlemler yapılır:

1. Tüm piksel değerlerinin ortalamasının alınması,
2. Tüm piksel değerlerinin standart sapmasının bulunması,
3. Tüm piksel değerlerinin entropisinin bulunması,
4. Tüm piksel değerlerinden, değerleri -200'den büyük olanların sayısının saptanması.

(Bu saptamada -200'ün sınır olarak belirlenmesinin nedeni ele alınan görüntülerden -200'den büyük değerlerde tümör çıkma ihtimalinin daha yüksek çıkmış olmasıdır)

Tıbbi araştırmalarda sınıflandırma çok önemlidir, dolayısıyla çalışmanın devamında tümör tiplerini (iyi huylu, kötü huylu) sınıflandırmak için 3 yöntem kullandık:

- USBÇS (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi) yöntemi:

USBÇS verdiğimiz değerleri öğrenir (4 giriş (ortalama, standart sapma, entropi, beyazlık sayısı) ve bir çıkış ve çıkışın değerleri '-1' (iyi huylu tümör), '1' (kötü huylu

tümör) ve '0' (normal ve tümörsüz durum) olarak atanmıştır) ve bu öğrendiklerinden yola çıkarak bir kurallar dizisi oluşturur ve bu kurallar yardımıyla tümörün iyi huylu veya kötü huylu olduğuna dair yeni görüntülerde test yapar.

- DVM (Destek Vektör Makinesi) yöntemi:

Değişkenler arasındaki örüntülerin bilinmediği veri setlerindeki sınıflama problemleri için önerilmiş bir makine öğrenmesi yöntemidir.

- En yakın komşu:

Bu yöntem örnek kümedeki gözlemlerin herbirinin, sonradan belirlenen bir gözlem değerine olan uzaklıklarının hesaplanması ve en küçük uzaklığa sahip k sayıda gözlemin seçilmesi esasına dayanmaktadır.

Bu çalışmada, Matlab R2012a programlama dilini kullandık. MATLAB (matrix laboratory) sayısal hesaplama ve dördüncü nesil programlama dilidir. MathWorks tarafından geliştirilmiştir. MATLAB, matris işlenmesine, fonksiyon yazılmasına ve veri çizilmesine, algoritmaların uygulanmasına, kullanıcı arayüzü oluşturulmasına ve diğer dillerle yazılmış programlar ile etkileşim oluşturulmasına izin verir.

Image Processing Toolbox görüntü işlemeyle ilgili tüm fonksiyon ve komutları içinde barındıran Matlab araç kutusudur. Görüntü işleme üzerinde çalışma yapanlar için bu kodlar sınıflandırılmış ve düzenlenmiştir.

1.1. Kaynak Özetleri

Alhabashneh (2010, 2011) Son yıllarda görüntü işleme mekanizmaları, özellikle akciğer kanseri, göğüs kanseri gibi hastalığın mümkün olduğu kadar hızlı şekilde saptanmasının çok önemli olduğu birçok tıbbi alanda hastalığın erken teşhisi ve tedavi dönemlerini

geliştirmede sıkça kullanılmaktadır. Daha kaliteli ve kesin sonuçlar elde etmek için mevcut göğüs kanseri görüntülerini ve veri tabanını üç aşamadan geçirmiştir: Önce, düşük görüntü ön işleme tekniğini kullandığını görüntü iyileştirme aşaması: Sırasıyla en iyi geliştirilmiş görüntüleri üreten Gauss tekniğini kullanan Gabor filtresi, sonra oto-iyileştirme yöntemi sonra da HFD (Hızlı Fourier Dönüşümü) Görüntü bölütleme aşamasında Otsu eşikleme (Otsu thresholding) algoritmasıyla eşikleme kesme mekanizmasını kullanmıştır ve gradyan büyüklüğünü bölütleme fonksiyonu olarak kullanıp Marker uygulandı ve bölütleme fonksiyonunun havza dönüşümünü (watershed transform) hesaplanmıştır. Son olarak, normal ve normal olmayan görüntüler arasında mukayese yapmasına yardımcı olacak genel niteliklere bağlı kalmıştır. Genel özellikleri bir görüntüden nasıl ayıklamasın gerektiğini anlamak için ve uygulamalı PCA ve LDA tekniklerini kullanılmıştır ve sonra iki teknik kullanılmış: Girdi görüntüsünün siyah ve beyaz piksellerinin yüzdesi ve ikinci özellik olarak ise Maskeleye ile etiketleme.

Jakobsson and Olofsson (2004) Bu çalışmada, Pozitron Emisyon Tomografisi ile Bilgisayarlı Tomografi birleşiminden elde edilecek görüntülerle akciğer kanserinin tanısında tam otomatik bir karar destek sistemi sunar. Akciğer alanının bölütlenmesi için algoritmalar, şüpheli tümörlerin (sıcak nokta) lokalizasyonu, kalbin algılaması, gürültü azaltma ve özellik çıkartma değerlendirilmiştir. Ayrıca bir grafik kullanıcı arayüzü geliştirilmiştir. İki öğrenme sisteminin, Destek Vektör Makinesinin (DVM) ve Yapay Sinir Ağlarının (YSA) test edilmesi ve geliştirilmesi için akciğer kanseri tanısı taşıyan ve taşımayan 99 hastalık bir veri tabanı kullanılmıştır. Sınıflandırmanın en iyi sonucu, YSA ile yedi özelliğin ve akciğer kanserli ve akciğer kansersiz iki sınıfın kullanılmasıyla elde edilen %89'luk bir alıcı işletim özellik alanıdır.

Silva *et al.* (2000) çalışmalarında x-ray bilgisayarlı tomografi ile elde edilen torasik kesitsel görüntülerdeki akciğer alanlarının bölütleme için kullanılan bir yöntemi anlatmaktadır. Yöntemleri akciğerlerin genel konumları ve morfolojisi hakkında öncül bilgilerden yararlanarak her zirvenin anatomik yapısının bir grubuna haritalanarak histogramın yorumlanmasına dayandırılmıştır. Ayrıca, pulmoner kan damarlarının bypass'ı yanıltıcı etkilerine morfolojik filtreleme uygulanmıştır. Bu yöntem farklı

hastalardan birçok BT görüntüsüne uygulanmış ve esasen tekrarlanması olduğundan daha yaygın olan aktif kontur yönteminden çok daha hızlı olduğu kanıtlanmıştır.

Chen *et al.* (2011) çalışmalarında akciğer alanlarının daha isabetli bir şekilde Yüksek Çözünürlüklü Bilgisayarlı Tomografi görüntülerine bölütlenme için tam otomatik bir algoritma sunar. Alan odaklı bir yoğunluk nitelendirmesi görüntülerin üç ana alandan oluştuğunu düşünmemize olanak verir: BT arka planı, akciğerler ve akciğerleri çevreleyen toraks alanı. Taşıma algoritmasına dayalı yeni bir yöntem çevreleyen alanın etkili biçimde saptanması için kullanılmıştır. Bu adım kenar piksellerinden kaynaklı linear taramalar kullanarak BT arka planının kaldırılması için hızlı başka bir yöntemin kullanılmasına olanak sağlamaktadır. Soluk borusunu temsil eden bağlantılı bileşenler soluk borusu ve akciğerler arasındaki standart ve ortalama yoğunluk sapma değerlerinin separasyonları not edilerek çıkarılmıştır. Bölünen akciğer görüntüleri bronşlar ve akciğer sınırları piksellerinin yoğunluk değerlerini restore etmek için daha da geliştirilmiştir. Teklif edilen teknik sayısal olarak ucuz olmakla kalmaz, aynı zamanda dirençli ve akciğer sınırlarını belirlemede isabetlidir. Bu yazı örnekler ve deneysel sonuçlar dahil tüm iskelet yapıyı sunmaktadır.

Suryanto *et al.* (2005) çalışmaların amacı histopatolojik tip kanser hücrelerine dayalı BT taraması kullanılarak akciğer kanserinin tümör yoğunluğunun (Tumor density) farklarını araştırmaktır.

Antonelli *et al.* (2004) çalışmalarında bilgisayarlı tomografi (BT) görüntülerindeki pulmoner nodüllerin otomatik saptanması için kullanılan bir bilgisayar destekli teşhis (BDT) sistemini tanımlamıştır. Görüntü işleme tekniklerinin bir birleşimini kullanarak pulmoner parankimayı ayıkladıktan sonra, nodülleri belirlemek için 3 boyutlu geometrik özelliklere dayalı bir alan büyütme yöntemi kullanılmıştır. Akciğer kanserinin belirlenmesi için kullanılan bir görüntüleme yönteminde toplanan BT taramalarına BDT sistemi uygulanmıştır. Her tarama TDGH (Tıpta Dijital Görüntüleme ve Haberleşme) formatında muhafaza edilmiş ortalama 300 dilimlik bir diziden oluşmaktadır. Tüm kötü nodüller belirlenmiş ve düşük bir pozitif oran elde edilmiştir.

Karthikeyan *et al.* (2012) Pulmoner X-ray bilgisayarlı tomografi görüntülerinin (BT) bölütlenmesi çoğu pulmoner görüntü analizi uygulamasına öncüdür. Sayısal Görüntü işleme şu an tıpta aktif bir araştırma alanıdır ve önümüzdeki birkaç yılda biyomedikal sistemlerde yoğun olarak kullanılacağına inanılmaktadır. Sayısal Görüntü İşlemede, hastalığın nasıl tanımlanacağına dair özel bir algoritma gerektirmediğinden, sinir sistemleri taramalar kullanarak hastalığın tanınmasında idealdir. Bu yazı, analiz edilmesi gereken data miktarının azaltılması amacıyla akciğer dokusunu göğüs BT'sinden ayıran bir algoritmayı tanımlamaktadır. Hedefimiz akciğer dokusunun bölütlenmesi için tam otomatik bir algoritmaya sahip olmak ve ayrıca akciğerin iki tarafını ayırmaktır. Akciğerin bölütlenmesinde Bulanık C-Means kümelenme kullanılmıştır. Havayı, sesi ve havayollarının çıkartmak için temizleme uygulanmıştır. Son olarak, düzensiz sınırları düzgünleştirmek için bir dizi morfolojik operasyonlar kullanılmıştır. Hesaplama için kullanılan veri tabanı bir radyoloji-öğretimi dosyasından alınmıştır. Mevcut hesaplamalarımız uygulanan bölütleme algoritmasının çok sayıdaki farklı vakalarda etkili olduğunu göstermektedir. Bölünen akciğerlerden dokusa nitelikler ayıklanmış CFBP'ye girdi olarak verilmiştir. Çeşitli akciğer hastalılarının tanımlamak için sinir ağları kullanılmıştır.

Memon *et al.* (2006) Bölütleme medikal görüntü analizinde ve radyolojik hesaplamada ya da bilgisayar destekli teşhiste önemli bir adımdır. Akciğer BT'sinin BDT (Bilgisayar Destekli Teşhis)'si öncelikle odaklanılan alanı bölütler daha sonra hastalığın teşhisi amacıyla nodülün belirlenmesi için ayrıca elde edilen bölgeyi analiz eder. Normal bir akciğer için, bölütleme hava ile çevreleyen doku arasındaki mükemmel zıtlığı kullanarak gerçekleştirilir. Ancak, bu yaklaşım akciğer yüksek yoğunluktaki bir patoloji tarafından etkilendiğinde uygulanamaz. Yoğun patolojiler yaklaşık olarak beşinci klinik taramada görülür ve belirleme ve miktar belirleme gibi bir bilgisayar analizi için orijinal görüntüdeki hiçbir kısmın silinmemesi ve akciğer kısmının tam ve kusursuz bir görüntüsünün sağlanması hayati önem taşımaktadır. Bu yazıda, akciğer parankimasını akciğer BT tarama görüntülerinden kesin olarak bölütte yen bir akciğer bölütleme tekniği önerilmiştir. Algoritma Akron Üniversitesi, ABD ve AGA Khan Medikal

Üniversitesi, Karacı, Pakistan'dan alınan 25 farklı hastanın veri setiyle karşılaştırılarak test edilmiştir.

Anitha and Sridhar (2010) çalışmaların amacı akciğer kanseri ve tümörler gibi çeşitli hastalıkların tedavisi için cerrahların akciğer bir kısmını çıkarmasına yardımcı olacak bir bölütleme sistemi geliştirmiştir. Akciğer loblarındaki çatlaklar düşük doz BT görüntüde çıplak gözle görülememektedir, otomatik bölütleme sistemi önerilmiştir. BT görüntülerindeki nodüller ve loblar modifiyeli uyarlanabilir çatlak taraması ve uyarlanabilir eşikleme gibi iki aşamalı yaklaşımlar kullanılarak bölütlenebilir. Öncelikle BT görüntüsündeki gürültü bir filtre kullanarak ön işlemede kaldırılır, daha sonra çatlak alanlar uyarlanabilir çatlak taraması tekniği kullanılarak tespit edilir, daha sonra eğri çatlak temizlemek için histogram dengeleme ve alan büyütme uygulanır. Akciğer nodülleri eşikleme kullanılarak bölütlenir. Çatlak ispatı için kullanılan elle yapılan ve otomatik bölütlemenin karşılaştırmalı analizleri istatistiksel olarak hesaplanmıştır. Analiz 20 set görüntü üzerinde yapılmıştır.

Magesh *et al.* (2011) bu projede, Bilgisayar Destekli Teşhis (BDT) sistemi bilgisayarlı tomografi (BT) görüntülerinde akciğer kanserinin tespiti için önerilmiştir. Başarılı bir Bilgisayar Destekli Teşhis sistemi üretebilmek için birçok sorunun atlatılması gereklidir. Kanser nodüllerinin saptanması için aday bölgenin oluşumuna yardımcı olan bölütleme dikkate alınması gereken ilk sorundur. İkinci sorun, tüm aday nodüller arasından etkilenmiş nodülleri saptamaktır. İlk önce, erozyon, ortanca süzgeci, dilatasyon, anahtar belirleme, Akciğer Sınırı Çıkarma ve Taşıma algoritması gibi temel görüntü işleme teknikleri akciğer alanını saptama amacıyla BT taraması görüntüsüne uygulanmıştır. Daha sonra, kanser nodüllerini çıkartılan akciğer görüntüsünün içinden tespit etmek amacıyla bölütleme algoritması uygulanmıştır. Bölütlemenin ardından, kanser nodüllerini sınıflandırma amacıyla kural temelli teknik uygulanmıştır. Son olarak, bir takım teşhis kuralı çıkarılan özelliklerden üretilmiştir. Bu kurallardan yola çıkarak kanser nodüllerinin ortaya çıkma sıklığı kesin olarak tanımlanmıştır. Öğrenim, daha iyi bir sınıflandırmaya sahip olduğundan Extreme Öğrenme Makinesinin yardımıyla gerçekleşmiştir. Önerilen tekniğin deneylemesi için BT görüntüleri saygın

hastaneden alınmıştır. Bu projenin ana hedefi akciğer BT görüntülerini kullanarak akciğer çatlak ve lezyonlarını bulmak ve lezyonları benign ya da malignant olarak sınıflandırmak için BDT (Bilgisayar Destekli Teşhis) sistemini geliştirmektir.

Dolejsi (2007) Helisel BT taramalarında küçük boyutlu (2mm'den yaklaşık 10mm'ye) pulmoner nodülleri saptamak için bir bilgisayar destekli teşhis (BDT) sistemi sunulmuştur. Pulmoner bir nodül küçük, yuvarlak (parankimal nodül) ya da akciğerdeki solucan şekilli (jukstaplevral nodül) lezyonlardır. Her ikisinin de radyo-yoğunluğu akciğer parankimandan fazla olduğundan görüntülerde beyaz gözüdürler. Akciğer nodülleri akciğer kanserine işaret edebilir ve erken safhalardaki tanıları hastaların sağkalım oranını iyileştirmektedir. BT'nin nodüle saptamada en kesin görüntüleme yöntemi olduğu düşünülmektedir. Ancak, her muayenede toplanan yüksek miktardaki veri çıkarım yapmayı zorlaştırmaktadır. Bu, nodüllerin insan radyolog tarafından ihmal edilmesine sebep olmaktadır. Önerilen BDT sistemi ihmallerin sayısını düşürmeye yardımcı olmak ve görüntülemenin bir radyolog tarafından incelenmesi için gereken zamanı azaltmak için tasarlanmıştır. Bu sistemin sırasıyla jukstaplevral nodüllerin ve parankimal nodüllerin saptanması için iki farklı düzen kullanmaktadır. Jukstaplevral nodüllerde, morfolojik kapanma ve eşikleme nodül adaylarını bulmak için kullanılmaktadır. Non-plevral nodül adaylarını saptamak için ise çok ölçekli filtreleme temelli 3 boyutlu bir küçük kütle algılayıcısı kullanılmıştır. Hangi nodül adaylarının aslında nodül olduğunun saptanması için ilave sınıflandırma adımları uygulanmıştır. Lineer ve çoklu eşik sınıflandırıcıları kullanılmıştır. Geometrik özellikler sağlamak için nodüllere elipsoit modeller yerleştirilmiştir. Sistem toplam %96 duyarlılık ve dilim başına yaklaşık 12 yalancı pozitif sonucuyla sistem 18 vaka (4853 dilim) üzerinde test edilmiştir. Sınıflandırma sistemi, duyarlılığı büyük ölçüde düşürmeden (%89.6) yalancı pozitiflerin sayısını dilim başına 9'a indirmiştir. Matlab'da uygulanan algoritma Windows ve UNIX sisteminde test edildi. Kolay kullanım için basit kullanıcı ara yüzü eklenmiştir.

Graham *et al.* (2005) Medikal görüntülerin sayısal olarak arşivlenmesi ve verilerin paylaşılmaya çalışılması sonucunda ortaya çıkan ortak biçim sorunun ortadan

kaldırılması amacı ile DICOM standardı geliştirilmiştir. Bu standart ile her türlü medikal görüntü tanımlanabilir. DICOM dosyası içerisinde, bir hasta hakkında hasta adı, doktor adı gibi her türlü metinsel veri ve MR, Röntgen gibi medikal görüntüler saklanabilir. Bu yapısında ile basit bir veritabanı prototipini andırmaktadır. Bu kapsamda DICOM Okuyucu ve alternatif basit bir DICOM görüntüleyici tasarlanmıştır.

Gonzalez *et al.* (2007) Bu basım kitap ilk defa 1977'de ortaya çıktığından beri en kapsamlı revizyondur. Gonzalez and Wintz'in çıkardığı 1977 ve 1987 basımları ve Gonzalez ve Woods'un çıkardığı 1992 ve 2002 basımı gibi, mevcut basım da alanda çalışan öğrenciler ve öğretim görevlileri tarafından hazırlanmıştır. Bu yüzden, Kitabın ana hedefleri sayısal görüntü işleme için temel konsept ve yöntemlere bir giriş sağlamak ve bu alanda ilerideki çalışmalar ve araştırmalar için bir kaynak geliştirme olmaya devam ediyor.

Roger Jang (1993) çalışmalarında uyarlanabilir ağların iskelet yapısına uygulanan bulanık bir çıkarım sistemi olan USBÇS'nin altında yatan mimariyi ve öğrenme prosedürü sunmuşlardır. Melez bir öğrenim prosedürü kullanan USBÇS, hem insan bilgisine (bulanık eğer-ise kuralları şeklinde) hem de öngörülen girdi-çıkış veri çiftlerine dayanarak bir girdi-çıkış haritalama kurabilmiştir. Bu makalede simülasyonumuzda non-lineer fonksiyonları modellemek için USBÇS mimarisini kullanılmış, kontrol sistemindeki non-lineer bileşenleri tanımlanmış ve kaotik zaman serileri hesaplanmıştır, hepsinden dikkate değer sonuçlar almışlardır. Yapay sinir ağları ve bulanık modelleme üzerinde yapılan erken çalışma ile kıyaslanma listelenmiş ve tartışılmıştır. Önerilen USBÇS'nin öteki uzantıları ve otomatik kontrol ve sinyal işleme gelecek vaat eden uygulamalar önerilmiştir.

Sudha and Jayashree (2012) Beş ana kanser türünden biri olan akciğer kanseri küresel olarak yılda yaklaşık 1.3 milyon ölümlle tüm kanser morbiditesi içinde başı çekmektedir. Akciğer kanseri bir hastalık olup akciğer hücrelerinde kontrol edilemeyen doku büyümesiyle karakterize edilmektedir. BT taramasında beyaz bir gölge olarak gözükür, akciğerdeki küçük yuvarlar ya da oval şekilli büyüme olarak nitelendirilen akciğer

nodülü, akciğer kanserine sebebiyet veren bir anormalliktir. Etkili bir bilgisayar destekli akciğer nodülü saptama sistemi radyologların akciğer anormalliklerini erken safhada saptamalarına yardımcı olabilir. Kusurlu nodüllerin erken aşamada tespit edilmesi halinde, sağkalım oranı %50'ye kadar çıkabilir. Bu yazı eşikleme ve morfolojik operasyon yoluyla nodül bölütlemesini gerçekleştirerek etkili bir akciğer nodül saptama sistemi geliştirmiştir. Önerilen yöntemin iki aşaması vardır: eşikleme yoluyla akciğer alanının bölütlenmesi ve daha sonra eşikleme ve morfolojik operasyon yoluyla akciğer nodüllerinin bölütlenmesi.

Aydın (2007) Akciğer kanseri erken evrede özellikle periferik lezyonlarda asemptomatiktir. Genellikle başka nedenlerle yapılan tetkikler sırasında tesadüfen saptanır. Akciğer kanseri tanısında uygulanacak tanı yönteminin seçimi primer tümörün tipi, lokalizasyonu, boyutu, metastazların varlığı ve hastanın genel durumu ile ilgilidir. Genel olarak uygulanan tanısal işlemler: Semptom ve bulgular, fizik muayene, balgam sitolojisi, radyolojik görünüm, bronkoskopi, sintigrafik bulgular, trans torasik iğne aspirasyonu, torsentez, torokoskopi ve medistoskopi gibi invaziv ve non-invaziv girişimlerden oluşur.

Ulaş ve Boyacı (2007) Medikal görüntülerin sayısal olarak arşivlenmesi ve verilerin paylaşılmaya çalışılması sonucunda ortaya çıkan ortak biçim sorunun ortadan kaldırılması amacı ile DICOM standardı geliştirilmiştir. Bu standart ile her türlü medikal görüntü tanımlanabilir. DICOM dosyası içerisinde, bir hasta hakkında hasta adı, doktor adı gibi her türlü metinsel veri ve MR, Röntgen gibi medikal görüntüler saklanabilir.

Ünal (2008) Biyomedikal cihazlar ve Biyomedikal görüntüleme cihazları günümüzde tıp biliminin; tanı, teşhis ve tedavide en büyük yardımcılarıdır. Biyomedikal görüntüleme cihazları; AR-GE aşamasından, üretimine ve üretim sonrası teknik servisine kadar son derece yoğun özen ve dikkat gerektirmektedir. Hastayla bazı durumlarda birebir temas halinde olan bu cihazların en ufak bir kusuru onarılmaz sonuçlar doğurabilmektedir. En üst düzeyde kusursuz olmak zorunda olan bu cihazlar

sayesinde ve toleransların olabilecek en düşük deęerlerde tutulması, yüksek kusursuzluk ve hekime en iyi teęhisi imkanını sunmaktadır. Biyomedikal cihazların üretimi ya da servisinin olduęu kadar seçimi de ayrı bir dikkat ve özen gerektirmektedir. Zira ihtiyaca uygun cihaz seçimi, dięer sektörlerin aksine tıp sektöründe çok büyük önem taşır. Seçilen cihazların yüksek verimlilikle çalışması için, seçim ve satın alma aşaması çok iyi deęerlendirilmelidir.

Chang *et al.* (2011) Doktorlara akcięer kanserinin tanısında yardımcı olması için bazı bilgisayar destekli tanı (BDT) sistemleri geliştirilmiştir. Medikal görüntülerde ise, akcięer sınırına baęlı bazı nodüller genellikle göęüs zarının veya mediastinin bir parçası olarak bölütlenir. Bu, BDT'nin nodül belirlemedeki isabetlilięini etkileyecek olan izole olmayan nodüllerin akcięer parankiminden ayrılması işlemine sebep olacaktır. Bu makale, bu sorunu çözmek için sınırdaki köşe noktalarını bulmada kullanılan K-cosine köşe sezimi olarak bilinen bir yöntemi sunmaktadır. Bu köşe noktaları belirli kriterler altında birleştirilmiştir. Deneysel sonuçlar gösterir ki akcięer parankiminin tam ve kesin bir bölütlenmesi elde edilebilir ki bu da önerilen yöntemin uygulanabilirlięini göstermektedir.

Cover and Thomas (1991) Bu kitabın 2. bölümü; entropinin temel cebirsel ilişkilerini, göreceli entropi ve müşterek bilgiyi, AEP'yi, olasılıksal işlemlerin ve bilgi sıkıştırmanın entropi oranlarını, bilgi sıkıştırmanın çiftlięini ve zenginlięin büyüme oranını kapsar.

Daniel and Neelima (2012) Bu çalışmada, histogram eşikleme bölütleme adım yardımcı olmak amacıyla önerilmiştir ve farklı histogram eşikleme yöntemlerini kullanan örnekler gösterilmiştir.

Dougherty (2011) Bu yazıda, becerilerini güncelleştirmek ve görüntü analizindeki en son teknikleri anlamak isteyen, medikal görüntüleme alanında çalışan son kullanıcılar için tasarlanmıştır. Kitap görüntü analizinin ve görüntü işleme araçlarının etkili kullanımının kavramsal çerçevesini vurgulamaktadır.

Jahne (2005) Bu çalışmada, veri edinmeden ilgilenilen verinin ayıklanmasına kadar-görüntü işlemenin integral bir görüş açısı sunar ve bilim insanları tarafından diğer bilim insanlarına yazılmıştır.

O'Rahilly *et al.* (1983) Bu kitap 1983'te W.B. Saunders tarafından yayımlanan "Temel İnsan Anatomisi" isimli metnin bir revizyonudur. Kitabın telif hakkı, bu kaynağı ulaşılabilir tutmak için projeye dahil olan Profesör O'Rahilly'ye intikal etmiştir.

Shih (2010) Görüntü işleme ve patern tanıma alanlarındaki uygulama ve teknikler eşi görülmemiş şekilde gelişmektedir. Alanındaki en son gelişmeleri barındıran Görüntü İşleme ve Patern Tanıma hem temellere hem de en yeni uygulamalara net bir açıklama sunar.

Verschakelen and Dewever (2007) Bu kitap akciğer hastalığının ana görüntüsünü ve dağılıma modellerini birçok renkli çizim ve yüksek kalite görüntülerle tanımlamaktadır. Bu yaklaşım okuyucunun bu modelleri tanımasına ve bir tanıya ulaşmak için onları yorumlamasına imkan sağlamaktadır. Kitap ayrıca birçok tipik vaka içermektedir, bu sayede okuyucu bilginin nasıl uygulandığını görebilir.

Young *et al.* (2002) Modern sayısal teknoloji, basit sayısal devreden gelişmiş paralel bilgisayarlara kadar birçok sistemle, çok boyutlu sinyalleri manipüle etmeyi mümkün kılmıştır. Bu manipülasyonun amacı üç sınıfa ayrılabilir: Görüntü İşleme, Görüntü Analizi ve Görüntü Anlayışı. Görüş anlayışı bu kitabın temasından temelde farklı bir yaklaşım gerektirmektedir. Ayrıca, tanımlayacağı birçok teknik kolaylıkla iki ya da daha çok boyuta genişletilebilmesine rağmen kendimizi 2 boyutlu (2B) görüntü işlemeyle sınırlandırılır.

Dougherty (2009) Görüntü işleme uygulamalı bir disiplindir ve öğrenmenin en iyi yolu yapmaktır. Bu metin motivasyonunu medikal uygulamalardan alıp fikirleri netleştirmek ve göstermek ve sezi, sezgi ve anlayış yaratabilmek için gerçek medikal görüntüleri ve durumları kullanır.

Taubman and Marcellin (2002) Sıkıştırılmış görüntünün kullanıldığı çalışma alanlarındaki mühendisler ve araştırmacılar için bu tamamıyla temel bir referanstan başka bir şey değildir. Görüntü sıkıştırmanın kapsamlı ve güncel bir genel değerlendirmesiyle başlayan yazarlar, daha sonra JPEG2000'in eksiksiz bir tanımını sağlamışlardır. Daha sonra standardın işlenmesine ve uygulanmasına yer vermişlerdir. Son bölüm diğer önemli görüntü sıkıştırma sistemlerini tanımlamaktadır. Bu çalışma, çoklu ortam, internet ve medikal görüntüleme uygulamaları için donanım ve yazılım geliştirmelerinde bulunanlar için özel uygulamalar içermektedir.

Russ (2011) Yazar okuyucunun işleme ve ölçme operasyonlarını ve mikroskopi ve astronomiden gerçek dünya bilimselliğine kadar çeşitli alanlarda nasıl tipik olarak birleşmiş olduklarını karşılaştırmalarını ve görselleştirmelerini sağlamaya odaklanmıştır. Tipik bir iş akışında - elde etmeden yorumlamaya- uygulanacakları düzene göre yöntemleri tanıtan kitap aşağıdaki maddeler için kullanılan geniş kapsamdaki algoritmaları karşılaştırmıştır:

- Görüntünün görünüşünü, basılışını ve aktarılışını geliştirme,
- Görüntülerin ortaya çıkardıkları özelliklerin ve yapıların ölçülmesi için hazırlanması,
- Nesnelerin ve yapıların ayrılması ve boyut, şekil, renk ve konumlarının ölçülmesi,
- Hataların düzeltilmesi ve görüntülerdeki engellerin kaldırılması,
- Görsel içeriği ve detayların yorumlanmasını geliştirmek.

Birkfellner (2010) Bu kitap okuyucuların temel uygulamalı matematik, fizik ve programlama ötesinde bir bilgi dağarcığı olduğunu varsaymadan uygulamalı medikal görüntü işlemedeki temel yöntemleri tanıtır. Basit, iyi açıklanmış MATLAB örnekleriyle resmedilen kitabın somut ve ulaşılabilir sunumu gerçek hayattan uygulamalar göstermektedir.

Demirkaya *et al.* (2008) Çeşitli yerlerinde birçok özgün MATLAB kodu ve fonksiyonu barındıran kitap, olasılık ve istatistik teorisi, iki boyutlu hızlı Fourier dönüşümü, lineer olmayan difüzyon filtreleme ve kısmi diferansiyel eşitlik (KDE) temelli görüntüden sesi

çıkarma teknikleri gibi konuları kapsamaktadır. Eşikleme teknikleri, K-means ve bulanık C-means kümeleme teknikleri gibi yoğunluk temelli görüntü bölütleme yöntemlerini sunar. Yazarlar ayrıca Markov rastgele alanı (MRA) temelli görüntü bölütlemeyi, sınırların ve kavislerin analiz yöntemleri ve parametrik ve geometrik biçim değiştirir modelleri keşfetmişlerdir.

Lavanya *et al.* (2011) Bu yazıda, akciğer kanserini tanımlamak ve tespit etmek için çıkarım sistemine dayalı bulanık bir kural tasarlanmıştır. Önerilen sistem semptomları girdi olarak kabul edermiş ve onaylanan hastalığı ve düzeyini çıktı olarak sağlamıştır. Ayrıca hem girdinin hem de çıktının üyelik fonksiyonlarını hesaplanmıştır. Domain uzman bilgisi kurallar üretmek için toplanmış ve kuralın temelinde toplanarak uygun semptomlar görüldüğünde uygulamaya konmuştur. Bulanık mantık takımı önerilen sistemi uygulamak ve doktorlara yardımcı olmanın yanında hastalara da tedavi sağlamak için medikal tanı modeli olarak kullanılmıştır.

Pandey and Nandy (2012) Bu yazıda akciğer BT tarama görüntülerinden kanserli görüntüleri tanımlamak için yeni bir yaklaşım sunulmuştur. Akciğer kanserinde erken tanı zorlu bir hedef olma özelliğini halen korumaktadır çünkü hastalığın bu sürecinde sadece bir ya da birkaç semptom görülmekte ve vakaların büyük bir çoğunluğunun hastalık ileri seviyelere geldikten sonra tanısı konmaktadır. Kansere ilk dönemlerinde müdahale etmek daha çok tedavi seçeneği, daha az invazif cerrahi ve sağ kalım oranında artış sağlayabilir. Akciğer kanserlerinin birçoğu akciğerdeki küçük bir şişkinlik ve ya nodülden oluşur. BT taramalarının incelenmesi akciğerdeki 2 veya 3mm kadar küçük nodüllerin bulunmasında duyarlıdır. BT görüntüleme akciğer kanserlerinin birçoğunun konumunu belirlemede etkilidir. Akciğer BT taraması akciğer kanserlerinin erken dönemde tanımlanmasını sağlar. Pandey ve Nandy çalışmalarında önerilen yöntem:

1. Gri BT tarama görüntüsünü ayarlamak (image adjust),
2. Düzeltilmiş görüntü ikilileştirilir (binarization),
3. Etiket matris ikilileştirilmiş görüntüden üretilir,
4. Nesnelere sıralanır,

5. Kanserli hücreler seçilir,
6. Kenar algılama kanserli hücrelerin tespit için uygulanır (Sobel yöntem ile),
7. Kenar algılandığında görüntü orijinal gri resmin üzerine kaplanır.

Ada and Kaur (2013) Özellik çıkartma ve Temel Bileşen Analizi (TBA)'ne dayanan melez bir teknik BT tarama görüntülerinde akciğer tanımlaması yapılması için sunulmuştur. Erken dönemlerde tanımlanırsa akciğer kanseri, birçok tedavi seçeneğine ve düşürülmüş invazif cerrahi riskine ve artan sağ kalım oranlarına olanak sağlayacaktır. Bu yazıda özellikler temel bileşen analizi kullanılarak çıkarılmış ve görüntülerin önışlemi içinse histogram eşitleme kullanılmıştır. Sistem akciğer kanseri tespiti için gelecek vaat eden sonuçlar vermiştir.

Bandyopadhyay (2012) Akciğer kanserinin tespiti önemlidir çünkü doktor daha erken tespit edebilirse tanı koymak daha kolay olacaktır ve hastalıktan ilk dönemlerinde iyileşme mümkün olabilecektir. Bugünlerde dünyada en hızlı gelişen hastalıklardan biridir. Bu yazı, akciğerin hastalığın tespiti için çekilen BT görüntülerinden kenarları tespit etmek için Bilgisayar Destekli Tanı Sistemi (BDT) kullanan bir yöntem sağlamaktadır.

Ayari *et al.* (2012) Bu yazıda, bazı akciğer kanseri türlerinde akciğer dokusunun fiziksel ve mekanik özellikleri arasında bir bağlantı kurmak için yenilikçi bir yöntem sunmuştur. Bu yöntemde bilgisayarlı tomografi (BT) medikal görüntüleri, görüntü işleme ve Sonlu Elemanlar (SE) tekniğini akciğer kanserinin kademeli seviyeleri sırasınca akciğer dokusunun verdiği tepkileri kavramak için birleştirilmiştir. Farklı hastaların Akciğer BT görüntülerine dayalı Sonlu Elemanlar modelleri, akciğer dokusunun gerçek davranış biçimini analiz etmek ve hem normal hem patolojik vakalarda mekanik parametreler arasındaki farkı tespit etmek için kullanılmıştır. Sonuçlar normal olan akciğerlerin güçte ve genişleme özelliklerinde bariz üstünlük sağladığını göstermiştir. Ayrıca, farklı hastaların akciğer kanseri vakalarının evrimini net bir şekilde tanımlamak için yeni mekanik parametreler sunmuş olmamız dikkate alınmalıdır. Bu tür teknikleri kullanarak

akciğer kanserini incelemek bilgi görüntülemenin otomatik tanı sistemlerine doğru geliştirilmesi yönünde umut vericidir.

Ayyandural *et al.* (2013) Bu makalede, SEER programından elde edilen akciğer kanseri verisini, veri madenciliği teknikleri kullanarak kesin sağ kalım tahmini modelleri geliştirmek amacıyla analiz edilmiştir. Akciğer BT tarama görüntülerindeki kanserli hücrelerin tespiti bu yazıda önerilmiştir.

Varalakshmi (2013) Medikal görüntüleme kanserin erken tespit ve tedavisinde önemli bir rol oynamaktadır. Bilgisayar Destekli Tomografi (BDT) sistemi akciğer kanseri tespitinin göğüs BT görüntüleri üzerinden yapılmasını mümkün kılmıştır. İki soruna odaklanılmıştır; ilki ilgilenilen organın bölütlenmesi ki bu akciğerler söz konusu olduğunda halihazırda zor bir görevdir. İkincisi ise nodül özelliklerinin (geometrik özellikler, görüntü yoğunluğu, şekil ve boyut gibi) dikkate alınması gereken sınıflandırmadır. Bu çalışmanın amacı göğüs BT akciğer görüntülerinden tüm nodüllerin saptanması ve bu nodülleri kanserli (Malignant) veya kansersiz (Benign) nodüller olarak sınıflandırmak ve böylece yalancı pozitiflik oranını görüntü işleme teknikleri ve sinir ağı teknikleri kullanarak düşürmektir. İlk olarak, bütün görüntülerden gürültü çıkarılır ve görüntüler ikili formata dönüştürülür. Daha sonra, akciğer bölgesini ayıklamak için morfolojik operasyonlar uygulanır. Özellikler çıkarılır ve gerçek nodüllerin saptanması için sinir bulanık sistemine eklenir.

Bhayan and Jindal (2011) Anormallik insan vücudunda tümör ya da leke olarak tanımlanabilir. Bu çalışmada, tümörü akciğer görüntüsünden tespit etmek için şöyle bir yaklaşım sunulmuştur. Sunulan bu yaklaşımda, öncelikle görüntüyü daha sonra da akciğer görüntüsünden tümörün tespiti için bir takım operasyonlar uygulanılmıştır. Önerilen bu yaklaşımda, bazı görüntü iyileştirme ve ses düşürme teknikleri görüntünün kalitesini arttırmak için kullanıldı, daha sonra arzulanan sonucu elde etmek için havza bölütleme ve bazı morfolojik operasyonlar uygulanılmıştır. Algoritma farklı görüntüler üzerinde farklı açılardan denenmiş ve her zaman arzulanan, doğru çıktıyı vermiştir.

Aziz *et al.* (2004) Çok kesitli bilgisayarlı tomografi (ÇKBT)'nin kullanılmaya başlanmasıyla torasik radyologlara akciğerleri görüntülemek için güçlü bir araç sağlanmış olmalıdır. Radyasyon dozundaki potansiyel artış üzerine endişeler olduğundan yeni protokollere duyulacak heves baskılanmalıdır ve eski protokoller terk edilmeden önce yeni protokolün tarafsızca daha üstün olduğuna dair iyi kanıtlar bulunmalıdır. Sonuç olarak en iyi protokol mümkün olan en düşük dozda konuyla ilgili klinik bilgi sunandır.

Yuhua *et al.* (2013) Var olan bir "Tıkla-Büyüt" algoritmasına dayanan bir Tek Klik Toplanma Bölütlenmesi (TKTK) yaklaşımı sunulmuştur. TKTK yaklaşımı, çoklu operatör girdisine kıyasla sadece bir operatör tarafından seçilmiş çekirdek noktaya ihtiyaç duyar. Bu yüksek sayıdaki vakanın işlenmesine olanak sağlar. Bir benzerlik indeksi (Bİ) kullanılarak 129 BT akciğer tümör görüntüsü üstüne hesaplama. 20 farklı başlama çekirdeği kullanılarak elde edilen ortalama Bİ %93'ün üstündedir ki bu istikrar gösterir. 2 farklı okuyucu için ortalama Bİ'ler %79.53'tü. Daha sonra TKTK algoritmalarını iki okuyucuyla, seviye belirleme algoritması ve iskelet grafi bölütleme algoritması, karşılaştırdık ve ortalama Bİ'yi sırasıyla %78.29, %77.72, %63.77 ve %63.76 belirlenmiştir. Yeni geliştirilen otomatik akciğer lezyon bölütleme algoritmasının stabil, kesin ve otomatik olduğu sonucuna varabiliriz.

Ejaz *et al.* (2013) Bilgisayar Destekli Tanı sisteminin klinik kabul edilirliliği iki görevin başarıyla gerçekleştirilmesine dayanır: İlgilenilen organın bölütlenmesi ve organda bulunan anormalliklerin sınıflandırılması ve tanımlanması. Bu yazıda, uygulanan akciğer kanseri için yapılan Bilgisayar Destekli Tanı işlemini ve "Kontur Saptama Yöntemi" adında akciğer kanseri nodüllerinin tanımlanmasında kullanılan yeni bir tekniği sunmuştur. Tanı işleminin her adımı için ayrı ayrı belirlenen çeşitli algoritmaları tanımlanmıştır. Uygulanan algoritmalar BT tarama görüntülerini DICOM formatında saklayan Akciğer Görüntü Veritabanı Konsorsiyumu (AGVK) için test edilmiştir. Aynı veri seti için yapılan deney sonuçları gösterdi ki önerilen teknik sıkça kullanılan Bölgesel Yoğunluk Maksimum algoritmasını gözlemlenen yalancı negatiflerin %7'sini saptayıp sınıflandırarak performans olarak geçmiştir.

Joshi and Londhe (2013) Karaciğer tümörü bölütlenmesi için karaciğer yapısı, karaciğer yüzeyi (sınırları) ve lezyon konumlaması gereklidir. Bu yazıda, karaciğer tümörünün bölütlenmesi için uyarlanabilir eşikleme yöntemi kullanılmıştır. Bu çalışmanın amacı MATLAB'da otomatik bölütleme için bir yöntem üretmektir. DICOM görüntüsü kullanıyoruz ve görüntüler bölütleme için JPEG görüntüsüne dönüştürülüyor. Bu görüntüler tarama merkezinden elde edilmiştir. BT karaciğer görüntülerinde tümör bölütlemek zorlu bir görevdir. BT, karaciğer tümörü taramasında en yaygın olarak kullanılan tekniktir. Doktorların karaciğer tümörü hakkında bilgi ve fikir edinmesine yardımcı olur. Testler abdominal BT veri sertlerinde uygulanmış ve umut verici sonuçlar alınmıştır. Bölütleme işlemi iki aşamada yapılır - ilk kısımda gri bir skala ikili görüntüye dönüştürülür. İkinci kısım ise BT görüntüsünün üretilen ikili maskesinde gerçekleşen uyarlanabilir eşiklemedir.

Mesanovic *et al.* (2011) Akciğer BT görüntüsünün bilgisayar destekli tanısı akciğer hastalıklarının erken tanısında devrimsel bir adım olmuştur. Bilgisayar destekli tanıyı medikal görüntü analizi için uygulamanın en iyi yöntemi görüntüyü bölütleme için önışlemeden geçirmektir. Akciğer bilgisayarlı tomografi görüntüsünün bilgisayar destekli tanısında ilk adım genellikle, bu durumda akciğer olan, ilgilenilen bölgeyi bölütleme ve daha sonra elde edilen her alanı ayrı ayrı bir tümör, kanser tespiti veya diğer patolojileri tanı koymak için analiz etmektir. Bu, genellikle çok daha kolay bir yaklaşımdır çünkü doğru tanıyı koymak için kullanılan alan bölütleme sırasında küçülmektedir ve böylece radyolog dikkatini belirli veri içerisindeki belirli alan üzerinde odaklayabilir. Bu yazıda, akciğeri kesin olarak bölütleme için bir akciğer bölütleme tekniği önerilmiştir. Radyologlara akciğer hastalıklarının erken tanısında yardımcı olabilen akciğer BT görüntülerinin parankimal, fakat algoritma ayrıca karaciğer, beyin ya da omurilik gibi diğer organlardaki patolojilere iyi huylu ya da kötü huylu tanısı koymak için de kullanılabilir.

Neri *et al.* (2007) Birçok ülkeden alanının ileri gelen uzmanları tarafından yazılan bu kitap, klinik radyolojide 2B ve 3B işleme aletlerinin nasıl kullanılması gerektiğine dair kapsamlı ve güncel bir tanımlama sağlıyor. Açılış bölümü geniş çapta teknik açıları ele

alıyor. Ana bölümde prensipsel klinik uygulamaları tanımlanıyor ve derinlemesine tartışılıyor. Üçüncü kısım çeşitli özel konular üzerinde duruyor. Bu kitap her daldaki radyolog için paha biçilemez bir kaynak olacaktır.

Sharma and Jindal (2011) çalışmalarında sobel işleci kullanarak gri görüntülerde kenar bulmayı amaçlamışlardır. Sobel kenar algılama algoritması, görüntü işleme algoritmaları arasında en çok bilinenlerdendir. Verilen herhangi bir görüntüdeki kenarları elde etmeye yarar. Böylelikle görüntülerde, isteğe yönelik nesnelere algılanıp gerekli işlemler yapılabilir. Sobel algoritmasında iki adet konvolüsyon çekirdeği kullanılır. Bunlardan birisi yatay kenarları bulmaya yarar, diğeri dikey kenarları bulmak için kullanılır. Bu çekirdekler, görüntü içerisindeki ışığın yoğunluk değişiminin ani olduğu yerleri belirlememize yarar. Bir nevi türev yaklaşımıdır. Bu çekirdekler Şekil 1.1'de gösterilmiştir:

p1	p2	P3	1	0	-1	1	2	1
p4	p5	P6	2	0	-2	0	0	0
p7	p8	p9	1	0	-1	-1	-2	-1
Matris (3×3)			X=Yatay sobel kenar			Y=Dikey sobel kenar		

Şekil 1.1. Matris 3×3, yatay sobel kenar ve dikey sobel kenar matrisleri (Ayyandurai *et al.* 2013)

$$X = (p1-p2 + (p4+p4)-(p6+p6) + p7-p8) \text{ ve } Y = (p1 + (p2+p2) + p3-p7-(p8+p8)-p9)$$

$$\text{Kenar büyüklüğü} = \sqrt{X^2 + Y^2}$$

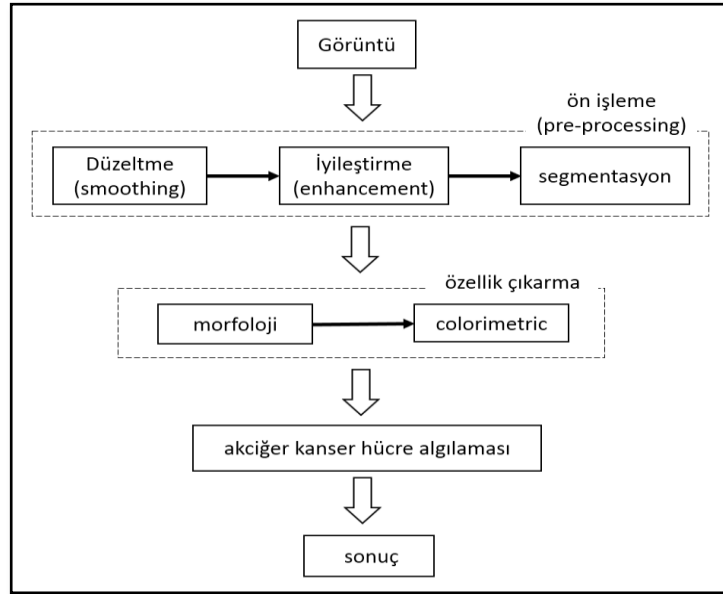
$$\text{Kenar yön} = \tan^{-1} \frac{Y}{X}$$

Terdale ve Kulhalli (2013) çalışmalarında YSA kullanılarak akciğer kanserinin tespiti için CAD sistemini önermişlerdir. Önerilen yöntem:

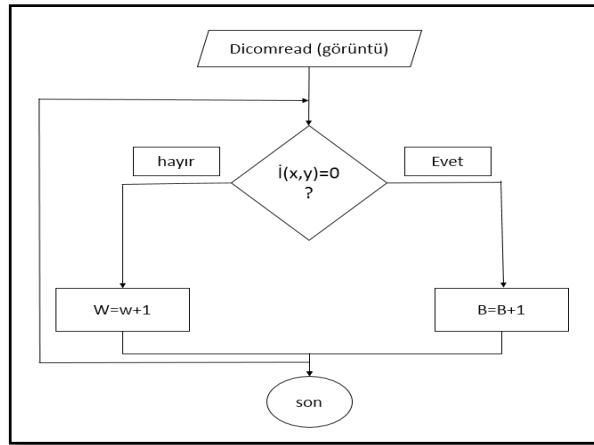
- Görüntü elde etme,
- Akciğer bölgesini çıkarma (eşikleme ve bölge büyütme yöntemi ile),
- Akciğer bölgesinin bölütlemesi,
- Akciğer bölgesinin analizi,
- Tanı kuralları formülasyonu (ilk özelliği, izole pikselleri ortadan kaldırmak için kullanılır ve ikinci özellik ise aday nodüller oluşturma şansı olmayan nodülleri reddetmesine yardımcı olur),
- Sinir ağı kullanarak test edilmesi ve değerlendirilmesi.

Chaudhary and Singh (2012) çalışmalarında önerilen yöntem:

- Önce, düşük görüntü ön işleme tekniğinin kullanıldığı görüntü iyileştirme aşamasında kullanılacaklar: Sırasıyla, en iyi geliştirilmiş görüntüleri üreten Gauss tekniğini kullanan Gabor filtresi, oto-iyileştirme yöntemi ve son olarak HFD (Hızlı Fourier Dönüşümü)
- Görüntü bölütleme aşamasında, eşikleme (thresholding) algoritmasıyla eşikleme, kesme mekanizmasını kullanmıştır ve gradyan büyüklüğünü bölütleme fonksiyonu olarak kullanıp marker algoritması uygulanmıştır ve bölütleme fonksiyonunun havza dönüşümü (Watershed transform) hesaplanmıştır.
- Son olarak, normal ve normal olmayan görüntüler arasında mukayese yapmasına yardımcı olacak genel niteliklere bağlı kalınmıştır. Uygulamalı seansta, genel özelliklerin bir görüntüden nasıl ayıklandığını anlamak için PCA ve LDA teknikleri kullanılmıştır. İki özellikten faydalanılmıştır: Girdi görüntüsünün siyah ve beyaz piksellerinin yüzdesi ve ikinci özellik olarak ise görüntü maskeleyme ile etiketlemedir.



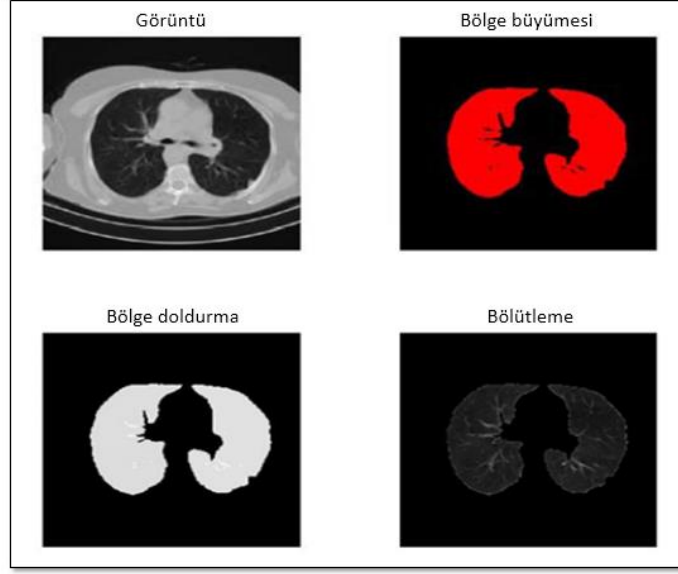
Şekil 1.2. Akciğer kanseri tanı süreci (Chaudhary and Singh 2012)



Şekil 1.3. Veri çiftleme yöntemi (Chaudhary and Singh 2012)

Measanovic *et al.* (2011) çalışmalarında (büyüyen bölge algoritması ile akciğerlerde otomatik CT görüntü bölümlenme) önerilen yöntem:

- İlk adım görüntüyü gri renkle dönüştürmek,
- Eşikleme için histogram yöntemi kullanmak,
- Büyüyen bölge algoritması kullanmak,
- Kenar algılama.



Şekil 1.4. Akciğer bölütlemesi (Measanovic *et al.* 2011)

1.2. Amaç

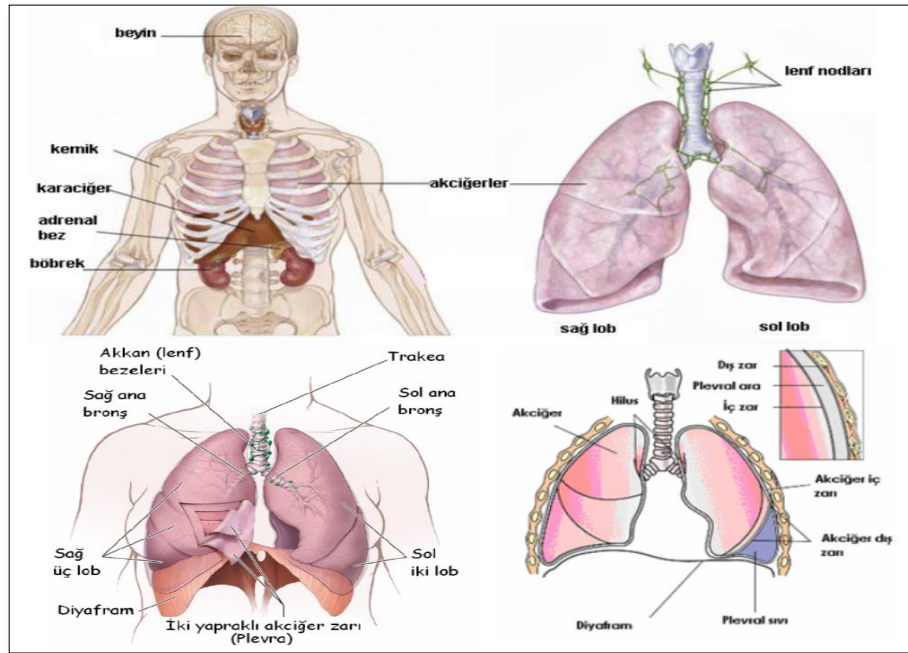
Çalışmanın temel amacı, akciğer BT görüntülerini kullanarak, akciğer kanserinin tespiti için bir BDT (Bilgisayar Destekli Tanı) sistemi geliştirmek ve iyi huylu (benign) veya kötü huylu (malignant) tümörü sınıflandırmaktır.

2. KURUMSAL TEMELLER

2.1. Akciğer Anatomisi

Solunumu temel organı akciğerlerdir. Akciğerler, hafif süngerimsi, yumuşak, elastik ve hassas organlardır. Akciğerler, sağ ve sol akciğer olarak tanımlanırlar. Sağ ve sol akciğerin dış yüzeyini ve göğüs kafesinin içini kaplayan zara “plevra” denir. Sağ akciğer, sol akciğere göre daha ağır, kısa ve geniştir. Sağ akciğer, üç lob (üst, orta ve alt) ve sol akciğer, iki lob (üst ve alt) bölümlere ayrılır. Akciğer içindeki dallanarak ayrılan boru yapılarına, boyutuna göre, büyük olana “bronş”, daha ince olanlara ise “bronsiyol” denilmektedir. Akciğerde gaz değişimini sağlayan balon şeklindeki birimlere “alveol (hava kesesi)” denir. Alveoller, kılcal damarlardaki karbondioksiti alıp, kılcal damarlara içlerindeki oksijeni verirler. Alveollerin sayısı 300 milyon civarındadır (O’Rahilly *et al.* 1983).

Şekil 2.1’de akciğer anatomisini görebiliriz.



Şekil 2.1. Akciğer anatomisi (Tina and John 2005)

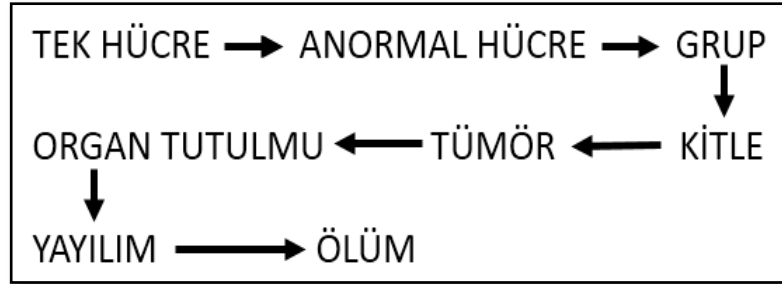
2.2. Akciğer Kanseri

Her organ gibi akciğer de birçok hücreden oluşur. Hücreler akciğerin normal olarak görevini yapabilmesi için ihtiyaç doğrultusunda bölünerek çoğalırlar. Kanseri, hücrelerin anormal veya kontrolsüz bir şekilde büyümesi ve çoğalmasıdır. Eğer anormal hücreler büyümeye ve çoğalmaya devam ederse, “tümör” adı verilen kitle oluşumuna yol açarlar (Tina and John 2005).

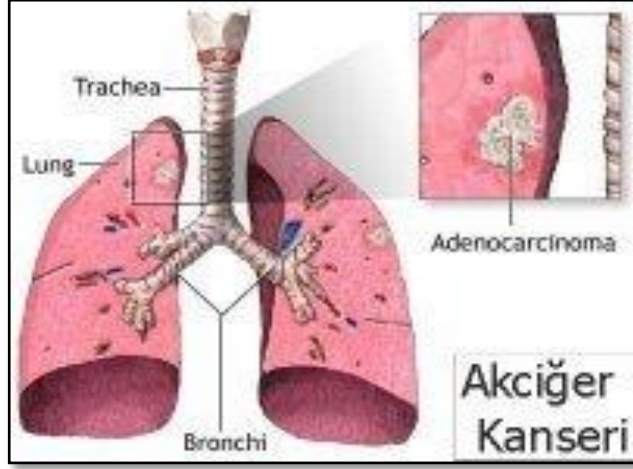
Komşu bölgelere yayılmayan, yavaş büyüyen ve belirli sınırları bulunan kitlelere, “iyi huylu tümörler” denir (Tina and John 2005).

Komşu organ ve dokulara yayılan, çevre dokuları işgal eden ve sınırları belirsiz kitlelere, “kötü huylu tümörler” denir (Tina and John 2005).

Şekil 2.2’de kanserin oluşmasını ve şekil 2.3’de bir akciğer kanseri görebiliriz.



Şekil 2.2. Kanserin oluşması (Tina and John 2005)



Şekil 2.3. Akciğer kanseri (Tina and John 2005)

2.3. Akciğer Kanseri Tanısal İncelemeleri

Akciğer kanseri teşhis yöntemi, her kişi için farklıdır. Tıbbi ekip, bir dizi faktöre dayalı testler seçer:

- Yaş ve sağlık durumu
- Belirtiler ve semptomlar
- Önceki test sonuçları
- Kanser büyüklüğü, konumu ve tipi

Akciğer kanseri bulmak, kanserin yayılıp yayılmadığını görmek, tedavinin işe yarayıp yaramadığını görmek ya da tedavi sonrası geri gelen kanseri bulmak için görüntüleme testleri doktorlara yardımcı olur (Verschakelen and Dewever 2007).

Akciğer kanserini tespit ve teşhis için çeşitli teknikler vardır.

- Düz akciğer radyografileri
- Bilgisayarlı Tomografi (BT-CT)
- Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG)

- Pozitron Emisyon Tomografisi (PET)
- Bronkoskopi
- Biyopsi
- Balgam sitolojisi
- Torasentez (plevra ponksiyonu)
- Torakoskopi
- Mediastinoskopi

2.3.1. Bilgisayarlı Tomografi (BT-CT)

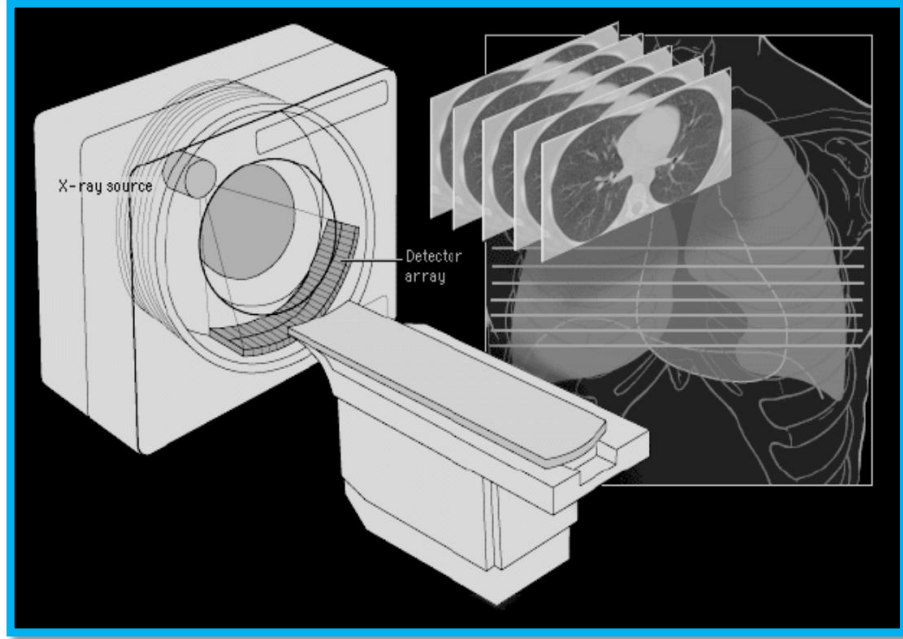
Bilgisayarlı tomografi, Godfrey Newbold Hounsfield ve Allan McLeod Cormack adlı iki bilim adamı tarafından 1972 yılında icat edilmiş ve 1979 yılında Nobel Ödülü, Fizyoloji veya Tıp bölümünde bilgisayar destekli tomografiyi geliştirdikleri için ortaklaşa olarak bu iki büyük bilim adamına verildi (Verschakelen and Dewever 2007).

Hounsfield adı, “Hounsfield ölçeği”, (Hounsfield units (HU)), BT taramaları değerlendirilmesinde kullanılan radiodensity nicel bir ölçü, içinde ölümsüzleştirildi ve +1000 ile -1000 arasındaki değerleri kapsar. Bu değerlerin ortasındaki “0” sayısı genel olarak suyu temsil ederken, yumuşak dokular, kan ve kemik skalasının pozitif, yağ dokusu ve hava negatif yönünde yer alır (Verschakelen and Dewever 2007).

Bilgisayarlı tomografi (BT) vücudun içindeki alanlarda ayrıntılı görüntüler ve bir dizi tarama oluşturmak için özel x-ray cihazı kullanan bir görüntüleme yöntemidir (Verschakelen and Dewever 2007).

Bir BT görüntüsü, kare görüntülü bir matristen oluşmaktadır ve BT cihazlarının teknolojik gelişimine göre, 256×256’den 1024×1024 piksel boyutuna kadar değişmektedir (Verschakelen and Dewever 2007).

Şekil 2.4’te bir BT cihazı ve akciğerin kesit görüntüsü örnekleri gösterilmiştir.



Şekil 2.4. Bir BT cihazı ve akciğer kesit görüntüsü örnekleri (Verschakelen and Dewever 2007)

2.4. Türkiye'de Kanser Oranları

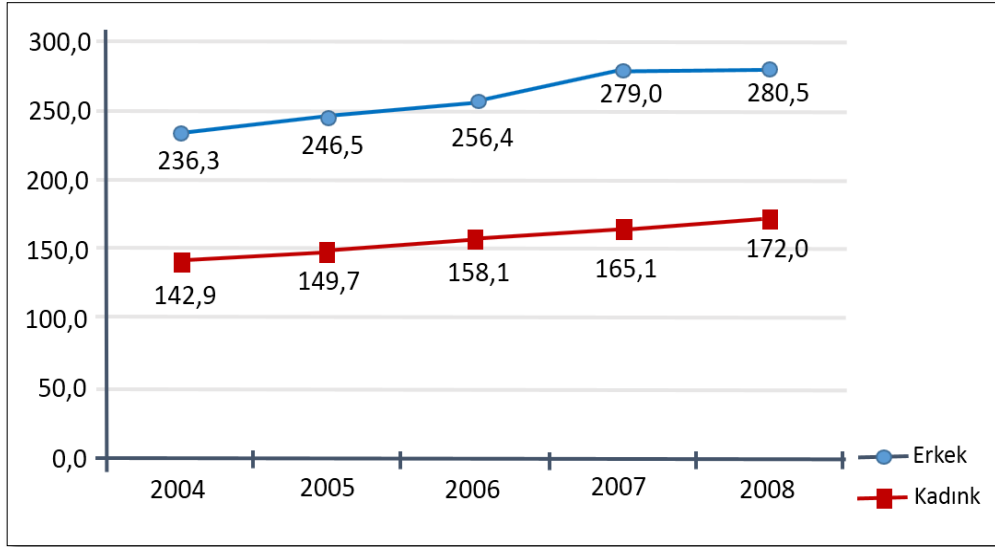
Akciğer kanseri, dünyada ve Türkiye'de en yaygın kanser türüdür. Ayrıca, akciğer kanseri en ölümcül kanser türleri arasındadır (Güler vd. 2013).

2012 yılında dünyada yaklaşık 14.1 milyon kanser vakası tespit edilmiştir (7.4 milyon erkeklerde ve 6,7 milyon kadınlarda) ve bu sayının 2035 yılında 24 milyona ulaşması bekleniyor (Güler vd. 2013).

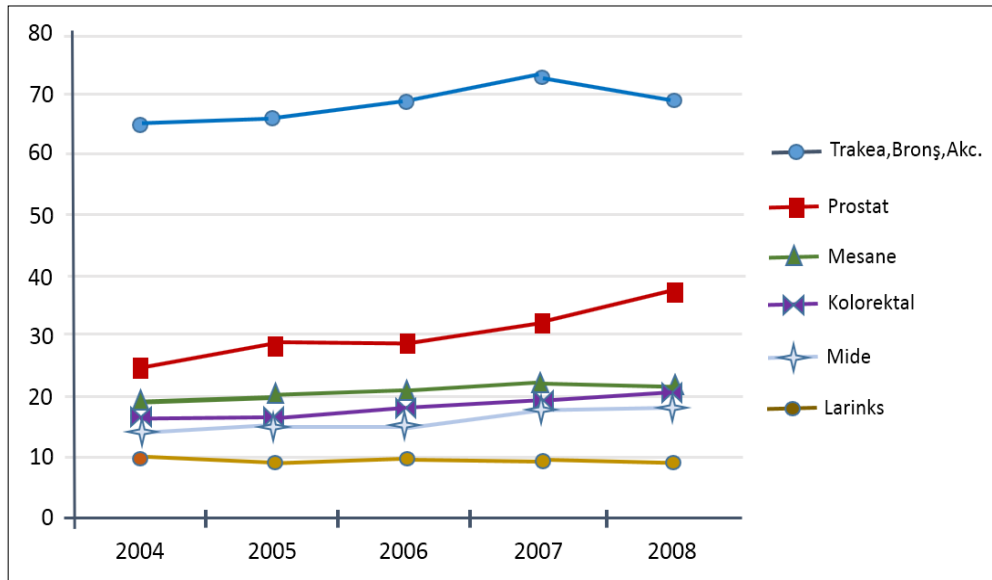
Akciğer kanseri, dünya genelinde 2012 yılında yeni vaka teşhis toplam sayısının %13'ünü kapsamıyla en sık görülen kanser türü oldu (Güler vd. 2013).

Akciğer kanseri, 2012 yılında, erkeklerde yeni vaka teşhis toplam sayısının yaklaşık %17'sini kapsamıyla dünya çapında en yaygın ve kadınlarda %8.8 kapsamıyla üçüncü en yaygın kanser türü oldu (Güler vd. 2013).

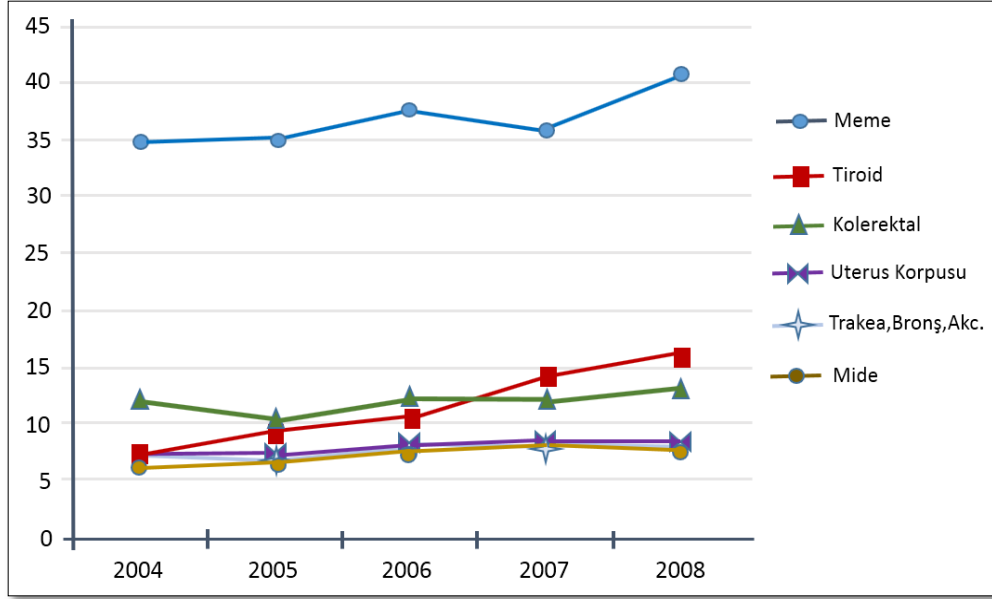
Şekil 2.5, Şekil 2.6 ve Şekil 2.7’de Türkiye Kanser Oranları 2008 yılında, sırasıyla her iki cinsiyet, erkek ve kadın için gösterilmiştir.



Şekil 2.5. Türkiye kanser oranları (İki cinsiyet, YSH, 100,000) (Güler vd. 2013)



Şekil 2.6. Türkiye kanser oranları (Erkek, YSH, 100,000) (Güler vd. 2013)



Şekil 2.7. Türkiye Kanser oranları (Kadın, YSH, 100,000) (Güler vd. 2013)

2.5. Tıbbi Görüntü İşleme

Tıbbi görüntüleme, daha kolay ve doğru teşhis koymak, organların incelenmesi ve hastalıkların araştırılması amacı ile insan vücudunun iç görüntülerini almayı sağlayan ve tıbbi alan içinde yer alan bir disiplindir (Xue *et al.* 2010).

Tümörler, kırık kemikler, kan damarlarında meydana gelen sızıntılar tıbbi görüntüleme teknikleri ile incelenebilmektedir (Patil and Kuchanur 2012).

Tıbbi görüntü işlemenin amacı düşük çözünürlük, geometrik deformasyon, organların bölütlemesi, düşük kontrast problemleri ortadan kaldıracak ve daha iyi tanı konmasına yardımcı olacak çözümler üretmektir (Xue *et al.* 2010).

2.5.1. Sayısal görüntü işleme

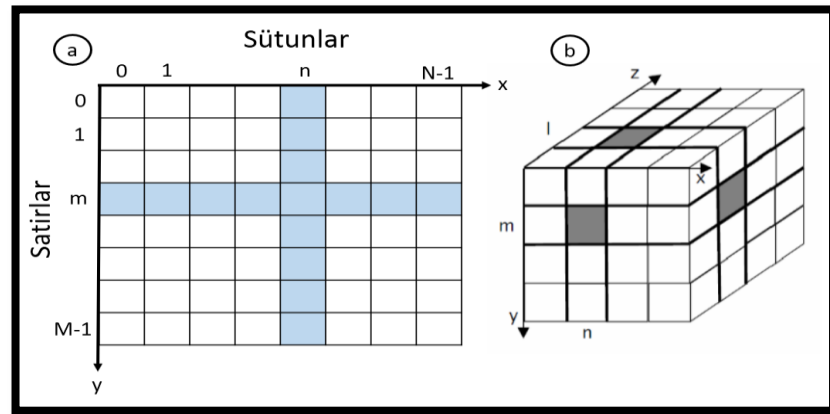
Bir görüntü, x ve y uzaysal koordinatları olan iki boyutlu bir $f(x,y)$ fonksiyonu olarak tanımlanabilir ve f fonksiyonunun herhangi bir (x,y) koordinat ikilisindeki derinliği,

görüntünün yoğunluğu ya da herhangi bir noktasındaki grilik seviyesi olarak adlandırılabilir. X , y ve derinlik değerleri sonlu ve ayrık miktarlı olduğunda, bu görüntüyü sayısal görüntü olarak adlandırılır. Sayısal görüntü işleme alanı, sayısal bilgisayar aracılığıyla sayısal görüntü işlemek anlamına gelir (Gonzalez and Woods 2007).

İki boyutlu bir görüntü, M sayıda satır ve N sayıda sütuna bölünür. Bir satır ile bir sütunun kesişimine “piksel” denir. $[m,n]$ tamsayı koordinatlarına atanan değerler, $f[m,n]$ fonksiyonunu oluşturur ($\{m=0,1,2,\dots,M-1\}$ ve $\{n=0,1,2,\dots,N-1\}$), (Jahne 2005).

Üç boyutlu uzaylar (ve hatta daha fazla boyuta sahip uzaylar), yine görüntü işlemeyle ilgilidir. Üç boyutlu görüntülerde pikseller, voksel olarak adlandırılır. Bir dikdörtgenel örgü üzerinde, her bir voksel bir kuboidin gri değerini temsil eder. Bir vokselin konumu üç değere sahiptir. İlki k , derinlik; m , satır; n , sütunu ifade eder (Jahne 2005).

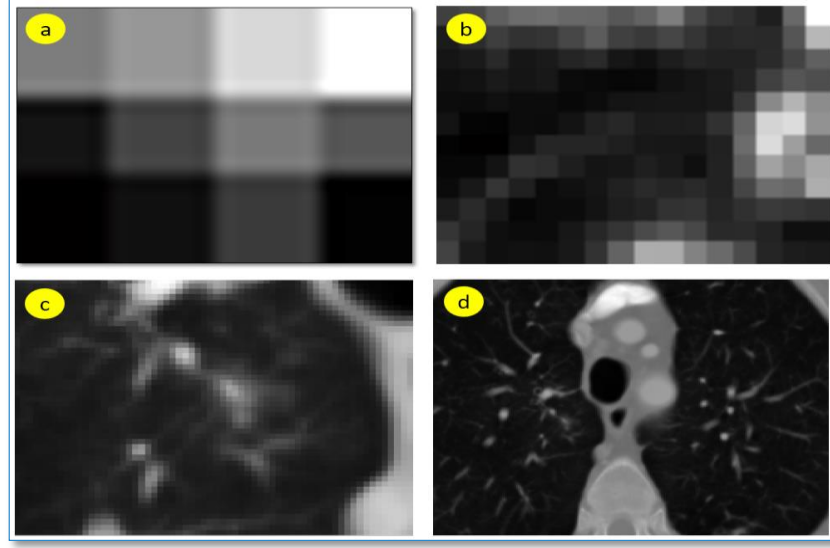
Şekil 2.8’de sayısal görüntülerin farklı noktalar dizisi (2 ve 3 boyutlu) gösterilmiştir.



Şekil 2.8. Sayısal görüntülerin farklı noktalar dizisi şeklinde gösterimi

*a. 2-B görüntü, b. 3-B görüntü (Jahne 2005).

Şekil 2.9’da kare ızgara üzerinde farklı piksel boyutlarında (3×4 , 12×16 , 48×64 , 192×256) tanımlanan bir akciğer görüntüsü gösterilmiştir.



Şekil 2.9. Kare ızgara üzerinde farklı piksel boyutlarında tanımlanan bir görüntü
*a. 3×4, b. 12×16, c. 48×64, d. 192×256

2.5.2. Siyah – beyaz görüntü

Siyah beyaz bir görüntü, ışık yoğunluğunu gösteren iki boyutlu bir fonksiyon olarak düşünülebilir. Bu $f(x, y)$ fonksiyonunda x ve y düzlemsel koordinatları, fonksiyonun (x, y) noktasındaki değeri resmin o noktadaki parlaklığını gösterir.

Siyah beyaz bir resmin (x, y) noktasındaki parlaklığına resmin bu noktadaki gri ton değeri (Grey Level) adı verilir. Teoride $x, y \in R$ 'dir ve $f(x, y)$ sıfırdan büyük, sonlu bir sayıdır.

$f(x, y)$ 'nin iki bileşeni vardır:

- 1) Ortamdaki ışığın miktarı (aydınlatma),
- 2) Nesnenin ışığı yansıtma oranı (yansıtma).

Aydınlanmayı $i(x, y)$, yansıtmayı $r(x, y)$ ile gösterirsek $f(x, y)$ 'yi bunların çarpımı şeklinde yazılabilir:

$$f(x, y) = i(x, y).r(x, y) \quad (1)$$

Burada teorik olarak

$$0 < i(x, y) < \infty \quad (2)$$

ve

$$0 < r(x, y) < \infty \quad (3)$$

kabul edilir. $i(x, y)$ 'yi ışık kaynağı, $r(x, y)$ 'yi nesnelere yansıtma özellikleri belirler. $r(x, y)$ için 0 limit değeri ışığın tamamen absorbe edilmesi, 1 limit değeri ışığın tamamen yansıtması anlamına gelir. Aydınlanma ortalama olarak açık bir günde 9000, bulutlu günde 1000, tipik bir ofiste 100 foot – kandeladır. Yansıtma için ortalama olarak bulunan bazı değerler en koyu cisim için 0.01, paslanmaz çelik için 0.65, kar için 0.93'tür (Gonzalez and Woods 2007).

$f(x, y)$ fonksiyonunun (x, y) noktasındaki değerine λ dersek (1), (2) ve (3) denklemlerinden λ 'nın

$$L_{min} < \lambda < L_{max} \quad (4)$$

aralığında değiştiğini görürüz. Teoride tek gereklilik L_{min} 'in pozitif olması ve L_{max} 'ın sonlu olmasıdır. Uygulamalarda, $L_{min} = i_{min} .r_{min}$ ve $L_{max} = i_{max} .r_{max}$ yazarsak ve yukarıdaki değerleri göz önünde alırsak, kapalı mekanlar için $L_{min} \cong 0.005$ ve $L_{max} \cong 100$ bulunur. $[L_{min}, L_{max}]$ aralığına gri ton ölçeği (gray scale) adı verilir.

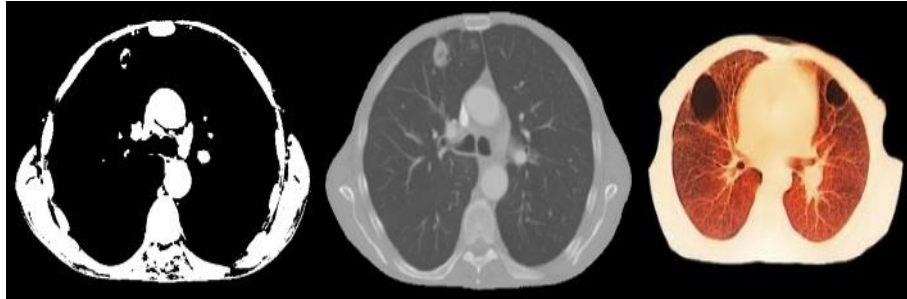
Pratikte bu aralık $[0, L]$ aralığına kaydırılır. Burada $\lambda = 0$ siyah ve $\lambda = L$ beyaz olarak kabul edilir. Aradaki değerler grinin tonlarına karşılık gelir (Şekil 2.10), (Gonzalez and Woods 2007).

2.5.3. Gri görüntü

Görüntünün piksel değerlerinin belirli aralıklarda olması, meydana gelen görüntünün niteliğini değiştirir. Örneğin 0 beyazı ve n 'de siyahı temsil ederse ve bu değerler arası gri tonlarını ifade eder. Burada $n = 2^b$ olmak üzere, b değeri görüntünün 1 pikselini ifade etmek için gereken bit sayısıdır. Örneğin $b=8$ ise 256 adet gri tonu bulunmaktadır. $b=1$ ise görüntü sadece 0 ve 1'lerden oluşur ve buna ikili görüntü (Binary Image) denir (Şekil 2.10) (Blanchet 2006; Gonzalez and Woods 2007).

2.5.4. Renkli görüntü

Görüntü işlemede renkli görüntü kullanımının çeşitli avantajları vardır. Otomatik görüntü analizinde renk, nesnelere tanımlanmasını ve çevrelerinden izole edilmesini kolaylaştıran güçlü bir araçtır. Ayrıca, insan özü yaklaşık iki düzine gri tonu ayırt edebilmesine karşılık binlerce renk tonu ve yoğunluğu ayırt edebilir (Şekil 2.10) (Gonzalez and Woods 2007).



Şekil 2.10. Siyah-beyaz, gri ton ve renkli görüntü örneği

2.5.5. DICOM

Sayısal görüntüler geniş bir radyolojik donanım çeşitliliği ile üretilir. Radyolojideki sayısal görüntülerin kullanımındaki artışa karşılık, Amerika Radyoloji Koleji (American College of Radiology (ACR)) ve Ulusal Elektrik Üreticileri Derneği (National Electrical Manufacturers Association (NEMA)), medikal görüntüleri depolamak ve iletmek için

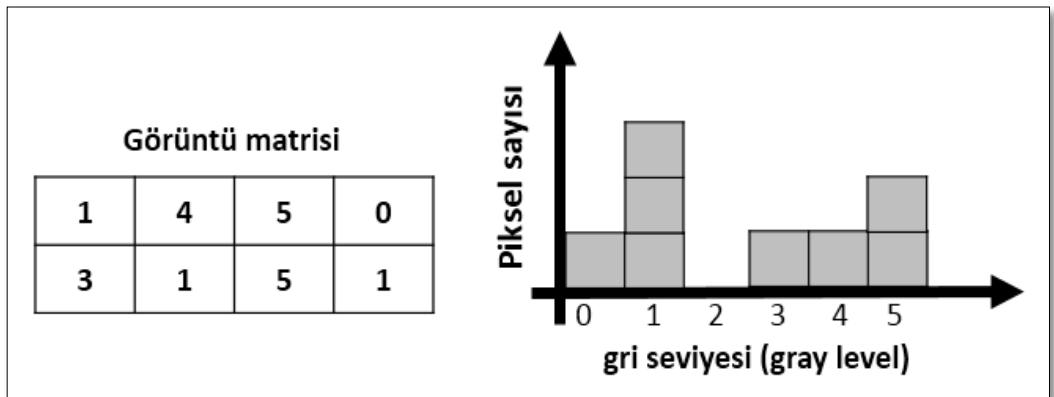
standart bir format yaratmak adına 1983 yılında ortak bir komite kurdular. Bu komite, 1985'te orijinal ACR-NEMA standardını yayınladı ve bu standart 1993 yılında "DICOM" olarak yeniden adlandırıldı. Her sene bu standart güncellenmektedir (Graham *et al.* 2005).

Her DICOM dosyası diğer öğeleri, hasta demografik bilgilerini, satın alma parametrelerini, yönlendirici, uygulayıcı, operatör kimliklerini ve görüntü boyutlarını içeren bir başlığa sahiptir. DICOM dosyanın geri kalan kısmı görüntü verilerini içerir. DICOM görüntüleme ile klinikler verimli bir şekilde tıbbi görüntüleri saklayabilir, düzenleyebilir ve paylaşabilirler. Bu, hasta ve doktorlar için daha hızlı ve daha temiz görüntü sonuçları sağlar (Graham *et al.* 2005).

2.5.6. Histogram

Görüntünün içerdiği piksel değerlerinin ağırlığını belirten grafiksel bir gösterimdir (Gonzalez and Woods 2007).

Şekil 2.11'de bir küçük görüntü matrisinin histogramı gösterilmiştir.



Şekil 2.11. Bir görüntü matrisinin histogramı

2.5.7. Histogram eşitleme (Histogram equalization)

Histogram dengeleme veya eşitleme, bir görüntüdeki renk değerlerinin belli bir yerde kümelenmiş olmasından kaynaklanan, renk dağılımı bozukluğunu gidermek için kullanılan bir yöntemdir. Diğer bir deyişle, Histogram eşitleme zayıf bir görüntüyü geliştirmek için kullanılan popüler bir yöntemdir. Fonksiyonu histogram genişletmeye benzese de, daha geniş bir görüntü aralığında genelde daha memnun edici bir görsellik sağlamaktadır. Histogram eşitleme tekniğinde sonuç görüntünün histogramı mümkün olduğu kadar düz bir dağılıma sahiptir (Gonzalez and woods 2007).

Sayısal görüntünün histogram eşitleme süreci 4 adımdan meydana gelmektedir;

1. Histogram değerlerinin ardarda toplanmış değerlerinin bulunması
2. Birinci adımdan gelen değerlerin toplam piksel sayısına bölümü alınarak normalize edilmesi
3. İkinci adımdan gelen değerleri maksimum gri seviyesi değeri ile çarpılması ve yuvarlanması
4. Gri seviyesi değerlerini, üçüncü adımdan gelen sonuçlara birebir şekilde karşılık düşürülmesi.

Örnek:

Gri-seviyesi değeri: 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7

Piksel sayısı (Histogram değerleri): 10, 8, 9, 2, 14, 1, 5, 7

1. Adım Histogram değerlerinin ardarda toplamını al. Bu durumda ilk değer 10, ikinci değer $10+8=18$, üçüncü değer $10+8+9=27$ ve bu şekilde ilerleyerek... 10, 18, 27, 29, 43, 44, 49, 56 değerleri elde edilir.

2. Adım Toplam piksel sayısına bölerek normalize etme. Toplam piksel sayısı $10+8+9+2+14+1+5+7=56$. Sonuç olarak $10/56$, $18/56$, $27/56$, $29/56$, $43/56$, $44/56$, $49/56$, $56/56$.

3. Adım Bu değerleri maksimum gri seviyesi değeri ile çarpalım, bu örnek için maksimum gri seviyesi 7, ve en yakın tamsayıya yuvarlayalım. Bu yapıldıktan sonra 1, 2, 3, 4, 5, 6, 6, 7 elde edilir.

4. Adım Orijinal değerleri üçüncü adımdan elde değerlere birebir karşılık düşürelim. Bu aşağıdaki gibi yapılır.

Orijinal Gri seviyesi değeri: 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7

Histogram eşitlenmiş değeri: 1, 2, 3, 4, 5, 6, 6, 7

2.5.8. Kontrast

Göz lokal etkilere göre görüntüyü farklı algılar. Kontrast görüntü oluşumunda önemli bir etkidir (Gonzalez and Woods 2007).

Aşağıda merkezdeki kare aynı olmasına rağmen göz onu farklı kareler gibi algılamaktadır.



Şekil 2.12. Merkezdeki kare aynı olmasına rağmen göz onu farklı kareler gibi algılamaktadır (Gonzalez and Woods 2007).

Aşağıda her bir dikdörtgensel bölge aynı renkte olmasına rağmen göz farklı renklerde gibi algılamaktadır.



Şekil 2.13. Her bir dikdörtgensel bölge aynı renkte olmasına rağmen göz farklı renklerde gibi algılamaktadır (Gonzalez and Woods 2007).

2.5.9. Görüntü filtreleme

Filtreleme resmin üzerinde bir filtre varmış gibi düşünüp her piksel değerinin yeniden hesaplanmasıdır.

Filtreler sayesinde girdi resminden yeni görüntü değişik efektler verilerek elde edilir. Filtreleme işlemi şu formülle elde edilebilir:

$$f'(x, y) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} \sum_{j=-\infty}^{+\infty} h(i, j) \times f(x - i, y - j) \quad (5)$$

Burada h fonksiyonu filtredir. Filtremizi görüntü değerleri ile çarpıp toplayarak tek bir değer elde ederiz ve bu değeri filtrenin görüntü üzerine denk geldiği merkez piksele atarız (Gonzalez and Woods 2007).

2.5.9.a. Medyan filtresi (Median filter)

Bir görüntü üzerindeki gürültüyü temizlemenin bir diğer yolu medyan filtresidir. Medyan filtre genellikle salt & pepper dediğimiz bozunma türünü gidermek için kullanılır, Medyan filtrenin çalışma mantığını şöyle açıklayabiliriz, Öncelikle, maske matris boyutumuzu 3×3 olarak seçtiğimizi varsayalım ve medyan filtreyi bir görüntüye uygularken maske matrisimizin komşulukları aşağıdaki gibi olsun.

4	5	6
1	7	8
3	2	9

Medyan filtreyi uyguladığımızda; filtre matris elemanlarını büyükten küçüğe doğru sıralayacak ve ortanca elemanı matrisin ortasına yani (2,2) numaralı indise yerleştirecektir. Matris elemanlarımızı sıralayacak olursak 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 ortanca eleman 5 olması sebebiyle (2,2) indisine 5 yerleşecektir. Bu şekilde görüntümüzde iyileştirme sağlamış olacağız (Gonzalez and Woods 2007).

2.5.9.b. Mean filtresi

Mean filtre; görüntü düzelten lineer algoritmalar arasında yer almaktadır. Mean filtresinin mantığı görüntüye belirleyeceği maske matrisin boyutlarında komşuluk olarak tarayacak ve oluşan her bir matrisin ortalamasını alacak bu değeri matrisin orta elemanı olarak seçecektir (Gonzalez and Woods 2007).

2.5.9.c. Gauss Filtresi (Gaussian Filter)

Gauss filtresi Mean filtresine benzemektedir. Gauss filtresi uyguladığı görüntüyü belirleyeceği maske boyutunda bir matris ile tarar ve her bir matriste ağırlıklı ortalamayı hesaplar bu sebeple Gauss filtresi Mean filtresine göre daha yumuşak bir bulaştırma sağlar. 2 boyutlu Gauss filtresi ise aşağıdaki gibidir (Gonzalez and Woods 2007)

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

Yukarıda fonksiyonda g , x ve y koordinatlarındaki Gauss çekirdeğidir (fonksiyonu). σ ise Gauss fonksiyonunun keskinliğini ya da yumuşaklığını belirleyecek olan Gauss dağılımının standart sapma değeridir. $1/2\pi\sigma^2$ ifadesi ise düzeltme (normalizasyon) katsayısıdır. Gauss filtresi nokta dağılım fonksiyonu gibi ayrık pikseller üzerinde işlenir.

Bir görüntü ayrık piksellere ayrıldıktan sonra Gauss filtresini uygulayabilmek için konvülasyon gerçekleştirmek gerekir. Gauss maskesi maske sınırları içerisindeki matriste hemen hemen bütün sıfırları temizler (Gonzalez and Woods 2007).

2.5.9.d. Disk filtresi

Disk filtresini MATLAB ile uygulamak için `fspecial('disk', Radius)` komutu kullanılır. Disk filtresi, dairesel ortalama filtre (korugan) ile yan, $(2 \times \text{yarıçap} + 1)$ kare matristir. Varsayılan yarıçapı 5'dir. Örnek: eğer bir 3×3 matrisin dataları bu şekilde olsa `[1 2 3; 4 5 6; 7 8 9]`, disk matrisin dataları `[3.9935 4.2451 4.4967; 4.7484 5.0000 5.2516; 5.5033 5.7549 6.0065]` olacak (Gonzalez and Woods 2007).

2.5.9.e. Motion filtresi

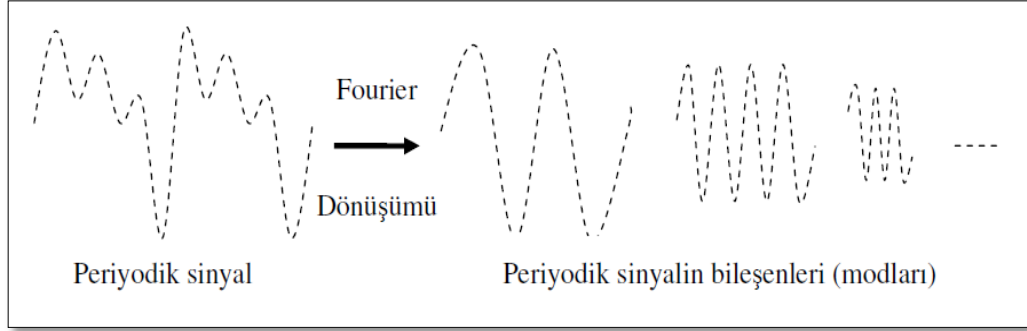
Görüntüyü hareket esnasında çekilmiş gibi algılanmasına sebep olur. Motion filtreyi MATLAB ile uygulamak için `fspecial('motion', len, theta)` komutu kullanılır. Burada len, kamera pikselleri ve ters saat doğrultusunda, teta derecelik bir açıdır. Filtre yatay ve dikey hareketler için bir vektör haline gelir. Varsayılan, len 9 ve varsayılan teta 0'dir (Blanchet 2006).

Örnek: eğer bir 3×3 matrisin dataları bu şekilde olsa `[1 2 3; 4 5 6; 7 8 9]`, motion matrisin dataları `[1.7778 2.0000 2.2222 ; 4.7778 5.0000 5.2222 ; 4.7778 8.0000 8.2222]` olacak.

2.5.9.f. Hızlı Fourier Dönüşümü (Fast Fourier Transform)

Fonksiyonlar kendilerini oluşturan sinüs veya kosinüs gibi periyodik fonksiyonlarla ifade edilebilmektedirler. Bir fonksiyonun kendisini oluşturan birçok sayıda alt fonksiyonlarla ifade edilebilmesi matematiksel olarak fonksiyonların kullanılabilirliğini arttırmıştır. 19. yüzyılda Fransız matematikçisi Joseph Fourier herhangi bir periyodik

fonksiyonun sınırsız sayıda karmaşık üstel periyodik fonksiyonun toplamıyla ifade edebileceğini göstermiştir. Şekil 2.14’de periyodik bir sinyalin frekans Dönüşümü ile elde edilen sinüs bileşenleri gösterilmiştir (Gonzalez and Woods 2007).



Şekil 2.14. Periyodik bir sinyalin Fourier Dönüşümü (Gonzalez and Woods 2007)

Herhangi bir sinyali $x(t)$ şeklinde zamana bağlı bir fonksiyon olarak gösterecek olursak bu fonksiyonun değişik kompleks üstel fonksiyonlar şeklinde göstermek için bu fonksiyonun üstel fonksiyonlarla skaler olarak çarpılıp zaman aralığı boyunca toplanması gerekir. Aşağıdaki bağıntılar sırasıyla Fourier ve Ters Fourier Dönüşümlerini ifade etmektedir (Gonzalez and Woods 2007).

$$X_s(f) = \int_{-\infty}^{\infty} X(t) \cdot e^{-2j\pi ft} dt \quad (7)$$

$$X(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X_s(f) \cdot e^{2j\pi ft} df \quad (8)$$

Bağıntılardaki t , zamanı, f ise frekansı ifade etmektedir. Burada $e^{2j\pi ft}$ karmaşık ve periyodik üstel fonksiyonu ifade etmektedir. $X_s(f)$ ise $x(t)$ sinyalinin Fourier Dönüşümü ’dür. Sinyalin yeniden elde edilmesi için frekans katsayıları belirlenen üstel fonksiyonlarla katsayıların çarpılıp zaman aralığı boyunca toplanması gerekmektedir. Böylece farklı frekanslardaki periyodik fonksiyonlar toplanarak sinyal yeniden oluşturulmaktadır (Gonzalez and Woods 2007).

Daha sonra Fourier ’in fikirleri genelleştirilerek periyodik olmayan fonksiyonlarında bu şekilde ifade edilebileceği benimsenmiştir. Dr. Gabor tarafından ortaya atılan Gabor

Dönüşümü, pencere fonksiyonu olarak tanımlanan bir sabit fonksiyonun zamanda ötelenmesi ile taranan herhangi bir sinyalin Fourier Dönüşümü (FD) alınarak, bölgesel frekans analizinin yapılmasına olanak sağlamıştır. Bu durumda, pencerelenmiş sinyalin Fourier Dönüşümü, işaretin frekans bileşenleri yanında zaman bilgisini de içermektedir. Dönüşümde kullanılan pencere fonksiyonu, zaman ve frekans bölgelerinde (domain) sınırlı olan Gaussian fonksiyonudur. 1965’de ortaya atılan, yeni bir algoritmayla Gabor Dönüşümü, değişik pencere fonksiyonlarının kullanıldığı Kısa Süreli Fourier Dönüşümü (KSFD) olarak genişletilmiştir. KSFD Dönüşümünü sağlayan bağıntı aşağıdaki şekilde verilmiştir (Gonzalez and Woods 2007).

$$KSFD(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} [X(t) \cdot w^*(t - \tau)] \cdot e^{-j2\pi ft} dt \quad (9)$$

Burada; $x(t)$ sinyali, $w(t)$ pencere fonksiyonu, $*$ karmaşık eşleniği, τ zamanda ötelenmedir. KSFD, bir pencere fonksiyonuyla çarpılan sinyalin FD’nden oluşmaktadır. Her t ve f için yeni bir KSFD katsayı takımı hesaplanmaktadır. Bu şekliyle FD, sadece frekansın bir fonksiyonu iken KSFD, hem frekansın, hem de zamanın bir fonksiyonudur (Gonzalez and Woods 2007).

Sayısal sinyal işlemenin pratik uygulamalarının çoğunda, bilgisayar sonsuz $x(n)$ dizisinin elemanlarını saklayamaz ve sürekli w frekansının değerlendirilmesi olanaksızdır. Ayrıca teorik olarak tanımlanan bazı serilerin aksine gerçek serilerin Fourier Dönüşümleri hesaplanamamaktadır. Bu nedenle sayısal sinyaller için Fourier Dönüşümünün kullanılması uygun olmamaktadır. N uzunluğunda, (sonlu) bir $x(t)$ ayrık sinyal için “Ayrık Fourier Dönüşümü” (AFD),

$$X_s(f) = \sum_{t=0}^{N-1} X(t) \cdot e^{-jf \frac{2\pi}{N} t} \quad (10)$$

$$X(t) = \frac{1}{N} \sum_{f=0}^{N-1} X_s(f) \cdot e^{jf \frac{2\pi}{N} t} \quad (11)$$

Eşitliği ile tanımlanmaktadır. AFD'nin doğrudan hesaplanmasında her bir $X_s(f)$ değeri için N karmaşık çarpma ve $N-1$ karmaşık toplama işlemi kullanılmaktadır. Bu durumda N adet AFD değeri hesaplanırken, N^2 çarpma ve $N(N-1)$ toplama işlemi yapılmaktadır. AFD doğasındaki periyodiklik nedeniyle bir sinyalin N -noktalı AFD alındığında işaretin N periyodu ile periyodikmiş gibi işlem görmektedir. Bu nedenle, AFD hesabı, en az sinyalin örnek sayısı kadar ayrık frekans değerinde gerçekleştirilmesi gerekmektedir. AFD sinyalin örnek sayısından daha az sayıda ayrık frekans değerinde hesaplandığında, sinyalin frekans spektrumunun seyrek örneklenmesi nedeniyle zamanda örtüşme (aliasing) meydana gelmektedir. Bu durumda zaman örtüşmesinden dolayı işaret değerleri Ters-AFD ile geri oluşturulamamaktadır. AFD hesabındaki N değeri sinyalin örnek sayısından fazla olabilir ve bu durumda işaretin sonuna sıfır değerlerinin eklenmesi ile sinyalin uzunluğu N 'ye çıkarılabilmektedir (Gonzalez and Woods 2007).

AFD hesaplamasında etkin ve günümüzde kullanılan yaklaşım HFD algoritmalarıdır. 1965 yılında Cooley ve Tukey tarafından kurulan HFD (Fast Fourier Transform- FFT) algoritması; AFD'den farklı değildir. AFD'nin hesaplanması için etkili ve mükemmel bir algoritmadır. AFD'nin sayısal sinyal işleme alanında spektrum analizi ve korelasyon gibi işlemlerin yapılmasında önemli rol oynamasının nedeni HFD algoritmalarından kaynaklanmaktadır (Gonzalez and Woods 2007).

Bir sinyalin frekans spektrumunun hesapsal yöntemlerle elde edilmesi için 2 ile periyodik olan ayrık-zamanlı frekansın bir periyodunun dikkate alınması yeterli olmaktadır. Ayrık zamanlı frekans spektrumunun 2'lik temel periyodunda N adet eşit aralıklı frekans değeri

$$\omega = \frac{2\pi}{N}k, k = 0, 1, 2, 3, \dots, N-1 \quad (12)$$

Şeklinde dir. Burada k tamsayısı 2π 'lik temel frekans bandındaki ayrık frekans değerlerini belirtmektedir ve frekans endeksi olarak adlandırılmaktadır. Fourier Dönüşümü için N adet ayrık frekans değeri için hesaplandığından, $k=0,1,\dots,N-1$, toplam N adet karmaşık Fourier Dönüşüm değeri $X_s(f)$ elde edilmektedir. Bir sinyalin frekans

spektrumu için sinyalin genlik, faz ve güç spektrumları HFD sonucu elde edilen karmaşık sayılardan kolayca belirlenebilmektedir (Gonzalez and Woods 2007).

2.5.9.g. Unsharp filtresi

Görüntüdeki ayrıntıları, keskin geçişleri belirginleştirmek, bulanıklaştırılmış görüntülerdeki ayrıntıları yeniden ortaya çıkarmak için kullanılır. Endüstriyel ve askeri alanda, tıbbi çalışmalarda ve diğer birçok alanda yararlıdır (Gonzalez and Woods 2007).

Görüntü iyileştirme kodları **EK 2**'de verilmiştir.

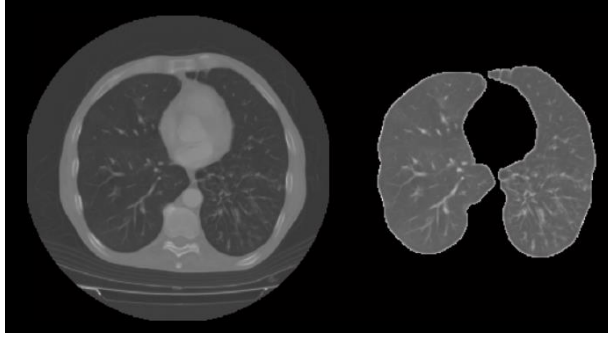
2.5.10. Bölütleme (segmentation)

Görüntü bölütlemesi yapısal olmayan görüntüden bir yapısal görünüm ortaya çıkartmaya çalışır. Medikal görüntüleme bu anlamli parçaların tespit edilmesi anlamına gelir. Bölütleme işlemi görüntünün renk, doku ve spatial özelliklerine göre yapılabilir. Şekil 2.15'de bir akciğer görüntü bölütlemesini görebiliriz (Gonzalez and Woods 2007; Dougherty 2011)

Temel olarak iki yaklaşım vardır.

Yukarıdan aşağı (Top-down): Tüm görüntü aranılan bölge olarak düşünülüp daha sonra saflaştırılır. İnsan görüşüne benzer (Le 2013).

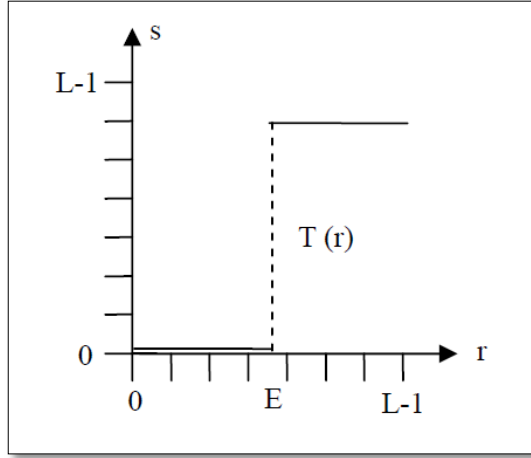
Aşağıdan yukarıya (Bottom-up): Bir nokta alınır ve bu noktanın istenilen bölge içinde olduğu var sayılarak komşu noktalar eklenerek bölge tespit edilir. Biyolojiksel görüye benzer (Nidhi and Bhardwaj 2014)



Şekil 2.15. Bir akciğer görüntü bölütlemesi

2.5.10.a. Eşikleme (thresholding)

Görüntü geliştirme söz konusu olduğunda eşikleme işleminin amacı, gri ton ölçeğinde L adet değer bulunan bir görüntüyü ele alıp, bu görüntüden gri ton ölçeği sadece iki adet değer içeren bir görüntü elde etmektir. Birçok uygulamada $[0, L - 1]$ aralığındaki L adet değerden $\{0;L-1\}$ veya $\{0;1\}$ değerlerine geçilir. Hangi değerlerin seçileceği uygulamanın ihtiyaçlarına bağlıdır. Eşikleme yöntemi global olarak uygulanırken gri ton ölçeği üzerinde bir eşik değeri saptanır ve bu eşik değerinden küçük olan değerler yerine sıfır, büyük olanlar yerine olanlar $L-1$ (veya uygulamaya göre 1) yerleştirilir. Bu değerlerin çeşitli anlamları olabilir. Örneğin bir uygulamada $\{0;1\}$ değerleri, siyah için 0 ve beyaz için 1 olmak üzere, doğrudan renk değerlerini temsil ederken bir başka uygulamada 0 değeri arka planı ve 1 değeri ön planı temsil edebilir. Bu açıdan bakıldığında eşikleme işleminin amacı, görüntüde ilgi alanına giren kısımları diğer kısımlarda ayırmaktır. Aşağıdaki şekilde $[0, L - 1]$ aralığındaki değerleri $\{0;L-1\}$ değerlerine gönderen bir dönüşüm fonksiyonu görülmektedir (Gonzalez and Woods 2007).



Şekil 2.16. Eşikleme için dönüşüm fonksiyonu (Gonzalez and Woods 2007)

Bu fonksiyon aşağıdaki şekilde ifade edilebilir:

$$s = T(r) = \begin{cases} 0, & r \leq T \\ L - 1, & r \geq E \end{cases} \quad (13)$$

Eşikleme işlemlerinde kullanılacak olan E değerini saptamanın çeşitli yolları vardır. Bir gözlemci görüntü histogramını kontrol ederek bu değeri belirleyebilir. Ayrıca histogramın ağırlıklı olarak iki ayrı kümeden oluşturduğu durumlar için kullanılacak yöntemler de mevcuttur. En sık kullanılan yöntemde, başlangıç olarak keyfi bir E0 eşik değeri bu değerden küçük olan piksellerin gri tonlarının ortalaması (M1) ve büyük olan piksellerin gri tonlarının ortalaması (M2) bulunur. Yeni eşik değeri, M1 ve M2 değerlerinin ortalamasıdır:

$$E_1 = (M_1 + M_2)/2 \quad (14)$$

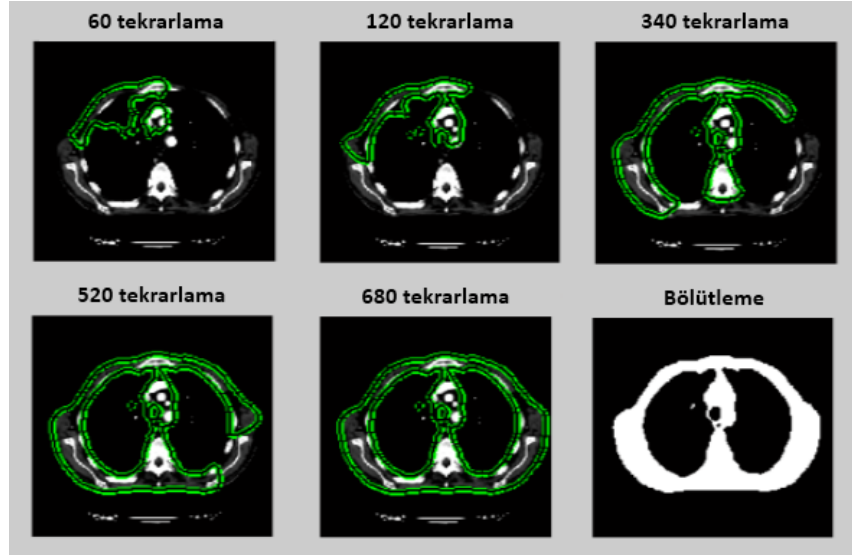
Bu işlem $E_k = E_{k-1}$ eşitliği sağlanıncaya kadar devam edilir. Diğer bir yöntemde, histogramda en çok sayıda pikseli gösteren noktadan diğer kümenin bulunduğu tarafta en uçtaki gri ton değerini ve bu değerden kaç tane piksel bulunduğunu gösteren noktaya bir doğru çizilir ve bu aralıktaki histogram değerlerinin bu doğruya uzaklığı hesaplanır (Daniel and Neelima 2012).

2.5.10.b. Bölge büyümesi (region growing)

Birbirine yakın olan piksel, benzer gri değerlere sahiptir (Gonzalez and Woods 2007).

Tek bir piksel (tohum) ile başlayacak ve yeni piksel yavaş yavaş eklenecek.

- 1- Tohum (seed) pikseli seçiniz
- 2- Komşu pikselleri kontrol ve tohuma benzer ise bölgeye ekleyiniz.
- 3- Yeni eklenen her piksel için 2. adımı yineleyin; (Stop if no more pixels can be added)



Şekil 2.17. Bir akciğerdeki bölge büyümesinin görüntüsü

Bölge büyümesi kodları **EK 3**'de verilmiştir.

2.5.11. Matematiksel morfoloji ve morfolojik görüntü işleme

Sayısal görüntü işleme konusunda matematiksel morfoloji, bir görüntüdeki nesnelere geometrik şeklini ve yapısını incelemek için kullanılan bir araçtır. Morfolojik işlemler, kümeler teorisinin kavramları yardımıyla ifade edilirler. İşlemden geçirilecek görüntü bir küme olarak düşünülür. Morfolojik bir işlem, bu görüntü kümesinin, yapılandırma elemanı adı verilen küçük bir küme yardımıyla incelenmesi yoluyla tanımlanır.

Yapılandırma elemanı görüntü üzerinde dolaştırılır ve uygulanan morfolojik işlemin tanımına göre, görüntüdeki piksel değerleri ile yapılandırma elemanının değerleri karşılaştırılarak, sonuç görüntüsünde kullanılacak değer elde edilir. Morfolojik işlemler genellikle ikilik görüntüler üzerinde tanımlanır ama Gri renkli görüntüler için de bu işlemler tanımlanmıştır (Gonzalez and Woods 2007; Nandini *et al.* 2010).

Biyolojinin, canlıların şekil ve yapıları ile ilgilenen dalına morfoloji (biçim bilimi) adı verilmektedir. Matematiksel morfoloji ise temel küme işlemlerine dayanan, görüntüdeki sınırlar, iskelet gibi yapıların tanımlanması ve çıkartılması, gürültü giderimi, bölütleme gibi uygulamalar için gerekli bir araçtır. Görüntü işlemede genellikle, morfolojik süzgeçleme, inceltme, budama gibi ön veya son işlem olarak da sıkça kullanılırlar. Matematiksel morfoloji, görüntünün şekilsel yapısına dayanan kümeler teorisine üzerine kurulmuş bir yaklaşımdır. Matematiksel morfoloji teorisinin temelleri İlk olarak Georges Matheron ve Jean Serra tarafından 1980'li yıllarda atılmıştır. Bu metodun temelinde iki morfolojik operatör olan aşınma ve genişleme yatmaktadır. Sayısal sinyaller için aşınma işlemi, bir Minkowski küme çıkarma işlemi, genişleme işlemi ise Minkowski küme toplama işlemidir. Aşınma işlemi kümeler cebirinde kesişim işlemine, genişleme işlemi ise kümeler cebirinde birleşim işlemine denk düşmektedir. Bu işlemler Serra tarafından ikili olmayan sinyallere de genişletilmiştir (Gonzalez and Woods 2007).

-İkili Morfolojik İşlemler: Temel ikili morfolojik işlemlerin matematiksel ifadeleri aşağıdaki denklemlerle tanımlanmaktadır.

$$X \oplus B = \{P \in Z^2 : P = x + b, x \in X, b \in B\} \quad \text{genişleme(dilation)} \quad (15)$$

$$X \ominus B = \{P \in Z^2 : P + b \in X, \forall b \in B\} \quad \text{aşınma (erosion)} \quad (16)$$

$$X \circ B = (X \ominus B) \oplus B \quad \text{açma (opening)} \quad (17)$$

$$X \bullet B = (X \oplus B) \ominus B \quad \text{kapatma (closing)} \quad (18)$$

➤ Genişleme işlemi (dilation)

İkili görüntüdeki nesneyi büyütme ya da kalınlaştırmaya yarayan morfolojik işlemdir. Sayısal bir görüntüyü genişletmek görüntüyü yapısal elemanla kesiştiği bölümler kadar büyütme işlemidir. İşlenecek görüntünün her bir pikseli, yapısal elemanın merkez noktasına oturtularak genişleme işlemi yapılmaktadır. Kalınlaştırma işleminin nasıl yapılacağını yapısal eleman belirler. Genleşme işlemi uygulanmış bir görüntüde, görüntü içerisindeki deliklerin ve boşlukların doldurulması ve köşe noktasının yumuşaması gözlenir. İkili genişleme işlemi denklem 19 ile tanımlanmaktadır (Gonzalez and Woods 2007).

$$A \oplus B = \{z \in Z^2 \mid z = a + b, a \in A \text{ ve } b \in B\} \quad (19)$$

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} (A)_b$$

➤ Aşınma işlemi (erosion)

İkili görüntüdeki nesneyi küçültmeye ya da inceltmeye yarayan morfolojik işlemdir. Aşınma işlemi tam anlamıyla olmasa da bir bakıma genişleme işleminin tersi gibidir. Görüntü içerisindeki nesnelere ufalır, delik varsa genişler, bağlı nesnelere ayrılma eğilimi gösterir. İkili aşınma işlemi denklem 20 ile tanımlanmaktadır (Gonzalez and Woods 2007).

$$A \ominus B = \{z \mid z + b \in A \text{ ve } \forall b \in B\} \quad (20)$$

$$A \ominus B = \bigcap_{b \in B} (A)_{-b}$$

➤ Açma İşlemi (opening)

Görüntü üzerinde aşınma işleminin hemen ardından genişleme işlenmesi uygulanması sonucu açma işlemi elde edilir. Görüntü içerisindeki nesnelere ve nesnelere arasındaki boşluklar yapısal elemanın büyüklüğüne göre temizlenir. Görüntü üzerinde kalan nesnelere orijinal görüntüdeki şekillerinden biraz daha küçük hale gelir. Açma işlemi ile birbirine yakın iki nesne görüntüde fazla değişime sebebiyet vermeden ayrılmış olurlar. İkili açma işlemi denklem 21 ile tanımlanmaktadır (Gonzalez and Woods 2007).

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (21)$$

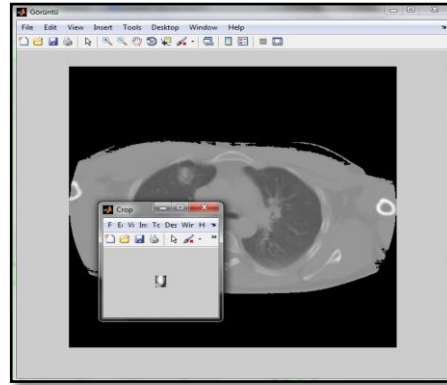
➤ Kapama İşlemi (closing)

Görüntü üzerinde genişleme işleminin hemen ardından aşınma işleminin uygulanması sonucu kapama işlemi elde edilir. Dolayısıyla birbirine yakın iki nesne görüntüde fazla değişiklik yapılmadan birbirine bağlanmış olur. İkili kapama işlemi denklem 22 ile tanımlanmaktadır. Kapama işlemi sonunda görüntü içerisindeki noktalar birbirlerini kapatırlar, görüntüdeki ana hatlar daha da dolgunlaşır. Genleşme işlemine benzer bir şekilde kapama işleminde de birbirine yakın olan noktalar arasındaki boşluklar dolar ve noktalar birleşir. Görüntü üzerinde kalan nesnelere, orijinal görüntüdeki şekillerine bürünürler (Gonzalez and Woods 2007).

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (22)$$

2.5.12. Görüntü kırpma (crop)

Kırpma işlemi, çalışmanın sadece belirttiği bölgesinin görünmesi işlemidir. Diğer alanlar, çalışma alanında görünmezler. Şekil 2.18'de bir kırpma işlemi görebiliriz (Gonzalez and Woods 2007).



Şekil 2.18. Bir akciğer görüntüsü ve kırpma işlemi (crop)

2.5.13. Aritmetik ve mantıksal işlemler

Pikseller arasındaki aritmetik işlemler uygulamada sıkça kullanılırlar.

Tüm bir görüntü üzerinde bu aritmetik işlemler piksel piksel yapılmaktadır.

Aritmetik işlemler $f_1(x,y)$ ve $f_2(x,y)$ gibi iki ışık yoğunluk fonksiyonuna (giriş görüntüleri) uygulanır. Ve $f_{\text{sonuç}}(x,y)$ fonksiyonu üretilir. $f_1(x,y)$ ve $f_2(x,y)$ fonksiyonları aynı boyutta olmalıdır (Gonzalez and Woods 2007).

$p=f_1(x_1, y_1)$ ve $q=f_2(x_1, y_1)$ olmak üzere;

Toplama işlemi, $f_{\text{toplama}} = (p+q)$

Çıkartma işlemi, $f_{\text{fark}} = |p-q|$

Bir sabit ile çarpma işlemi, $f_{\text{çarpım}} = k * p$

Bir sabite bölme işlemi, $f_{\text{bölme}} = p/k$ ve burada k sabiti 0 dan farklı olmalıdır.

En temel mantıksal işlemler ise VE (AND), VEYA (OR), TERS (NOT), XOR işlemleridir.

VE (and): $p \text{ VE } q, (p*q)$

VEYA (or): $p \text{ VEYA } q, (p+q)$

TERS (not): TERS $q, (q')$

XOR: $p \text{ XOR } q$

2.6. USBÇS

Geleneksel matematiksel aletlere (diferansiyel denklemler) dayalı sistem modellemesi iyi tanımlanmamış ve kesin olmayan sistemlere uygun değildir. Aksine, bulanık eğer-ise kuralları kullanan bir bulanık çıkarım sistemi kesin nicel analizler kullanmadan insan bilgisinin ve akıl yürütme sürecinin niteliksel taraflarını modelleyebilir. Sugeno Bulanık Modeli (ayrıca “TSK (Takagi, Sugeno, Kang) Bulanık Modeli” olarak da bilinir) verilen bir girdi-çıkı kümesinden bulanık kurallar üreten sistematik bir yaklaşım geliştirmek için ilk defa Takagi, Sugeno ve Kang tarafından önerilmiştir. (Roger jang 1993).

Daha belirgin olarak:

1. İnsan bilgisini ya da deneyimini bulanık çıkarım sisteminin kural tabanına ve veri tabanına dönüştürecek standart bir yöntem bulunmamaktadır.
2. Çıktı hatası ölçüsünü en aza indirmek ya da performans indeksini en yüksek düzeye çıkarmak amacıyla üyelik fonksiyonlarının (ÜF) ayarlanmasını sağlayacak etkili bir yöntem ihtiyacı vardır (Roger Jang 1993).

USBÇS'in, yapısında hem yapay sinir ağları hem de bulanık mantık kullanılır. Yapı bakımından USBÇS, bulanık çıkarım sistemindeki eğer-ise kuralları ve giriş çıkış bilgi çiftlerinden oluşur. Ancak sistem eğitiminde ve denetiminde YSA (yapay sinir ağları) öğrenme algoritmaları kullanılır. x ve y giriş, z ise çıkış olarak alınırsa bir temel kural yapısı şu şekilde yazılabilir:

$$\text{Eğer } x \text{ A1 ve } y \text{ B1 ise } f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (23)$$

p ve q lineer çıkış parametreleridir ve sıfır dereceden Sugeno modeli için çıkış seviyesi (f_1) bir sabittir ($p_1=q_1=0$). Örneğin USBÇS'in bir temel yapısı şekil 2.19'de görülmektedir. Buradan da görüldüğü gibi kullanılan USBÇS yapısı 5 katmandan oluşmaktadır. 9 adet eğer-ise kuralı kullanılmıştır.

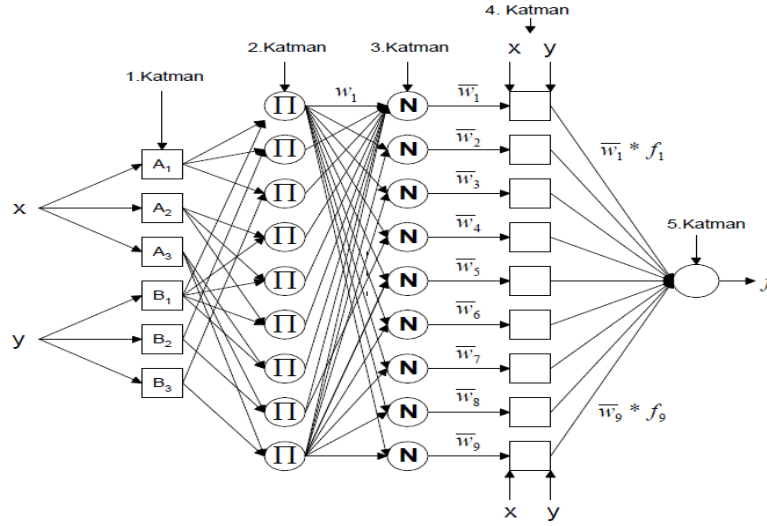
1. Katman: Bu katmandaki hücre sayısı, iki giriş ve bu iki girişin her birine üç üyelik fonksiyonu tanımlandığına göre altı adettir ($i=6$ 'dır). Buna göre,

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \quad i = 1,2,3 \quad \text{için} \quad (24)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-3}}(y), \quad i = 4,5,6 \quad \text{için} \quad (25)$$

Burada x ve y girişlerdir. Bu katmanın çıkışı kuralların varsayım (eğer) kısımlarının üyelik fonksiyonlarına olan üyelik dereceleridir. Kullanılan üyelik fonksiyonu Denklem 26'da verilmiştir.

$$\mu_{A_i}(x), \mu_{B_{i-3}}(y) = \exp((-x_i - c_i)/a_i)^2 \quad (26)$$



Şekil 2.19. 2 girişli 9 kurallı USBCS yapısı (Roger Jang 1993).

2. Katman: Burada kuralların kesinlik dereceleri cebirsel çarpım kullanılarak bulunur (Denklem 27).

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(y), \quad i = 1,2,3, \dots, 9 \quad (27)$$

3. Katman: Burada kuralların normalizasyon işlemi yapılmaktadır (Denklem 28).

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{(w_1 + w_2)} , \quad i = 1,2,3, \dots, 9 \quad (28)$$

4. Katman: Bu katmanda normalize edilmiş her bir kural kendine ait çıkış fonksiyonu ile çarpılır (Denklem 29).

$$O_{4,i} = \bar{w}_i \times f_i = w_i \times (p_i x + q_i y + r_i) \quad (29)$$

Buradaki p, q ve r lineer parametreleri sonuç parametreleri olarak adlandırılır.

5. Katman: 4. Katman çıkışlarının toplanarak USBÇS çıkışının sayısal değerinin bulunduğu kısımdır (Roger jang 1993).

$$O_{5,i} = \text{toplam çıkış} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (30)$$

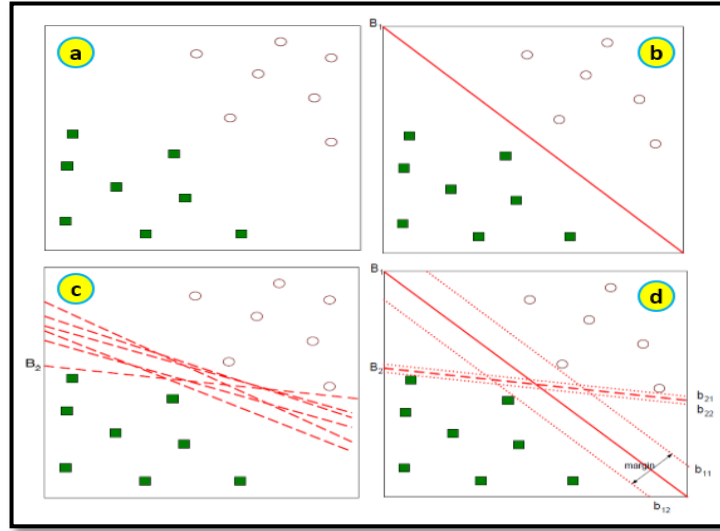
2.7. DVM (Destek Vektör Makinesi)

DVM, sınıflandırma veya regresyon problemleri için kullanılan bir denetimli makine öğrenme algoritmasıdır. DVM algoritması, etiketli eğitim verileri (denetimli öğrenme) göz önüne alındığında, yeni örnekler sınıflandırmak için en uygun hiperdüzlem verir.

Kenar (marjin), sınıflar arasındaki ayrılma genişliğidir. DVM algoritmanın amacı sınıfların arasında marjini maksimum olan bir hiperdüzlem bulmaktır (Wang 2005).

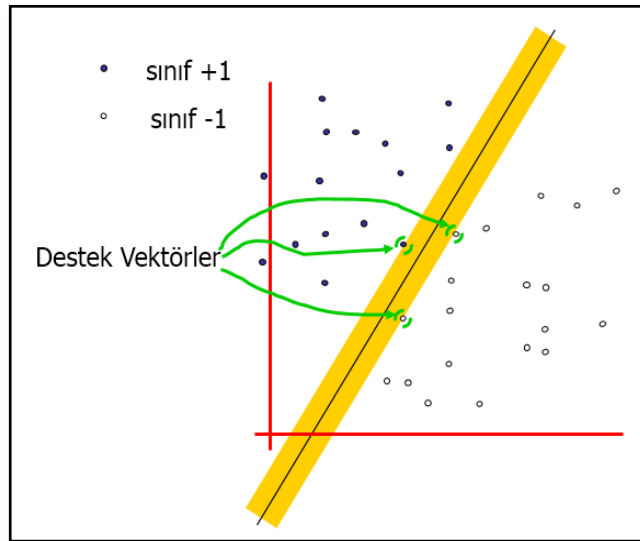
Hiperdüzleme en yakın veriler, destek vektördür ya da diğer bir deyişle, marjine en küçük olan veriler destek vektördür. Marjinin maksimumu, Lagrange yöntemi ile çözülebilecek bir kısıtlı optimizasyon sorunu olduğunu gösterir (Wang 2005).

Şekil 2.20.a'da veri örneklerini, Şekil 2.20.b ile c'de ise verileri ayıracak doğrusal sınırları görebiliriz ve Şekil 2.20.d'de de iki sınıfın marjini gösterilmiştir. Ayrıca Şekil 2.21'de bir verideki destek vektörler gösterilmiştir.



Şekil 2.20. DVM yardımıyla veriyi ayıran doğrusal sınır

*a) veriler b) çözüm c) diğer çözümler d) B1 ve B2'den daha iyi olan iki çözüm (Wang 2005)



Şekil 2.21. Bir iki sınıflıdaki destek vektörler (Wang 2005)

Vektörlerin Skaler Çarpımı:

n boyutlu $\vec{A} = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ vektörü ile $\vec{B} = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ vektörünü skaler olarak çarpmak için aşağıdaki formül kullanılır (Gunn 1998).

$$\vec{A} \cdot \vec{B} = A^T \cdot B \quad (31)$$

$$A^T = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix}$$

Vektörlerin uzunluğu:

$\vec{A} = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ vektörünün uzunluğu $\|A\|$ ile gösterilir (Gunn 1998).

$$\|A\| = \sqrt{a_1^2 + a_2^2 + \dots + a_n^2} \quad (32)$$

Lagrange Fonksiyonu:

Eşitliğe dayanan doğrusal programlama sorunlarının çözümünde kullanılan amaç fonksiyonu ve kısıt denkleminde oluşan ve Joseph Louis Lagrange tarafından geliştirilen fonksiyondur. Lagrange fonksiyonları Destek Vektör Makinelerinde ve iyi kararı vermek için kullanılır (Gunn 1998).

Örnek: Aşağıda verilen optimizasyon problemini Lagrange çarpanları yöntemi aday noktaları bu şekilde olabilir.

$$\begin{array}{ll} \max f(x) = x_1 - 2x_2 & \min f(x) = -x_1 + 2x_2 \\ \text{S.t} & \rightarrow \text{S.t} \\ h(x) = x_1 + x_2^2 - 3 = 0 & h(x) = x_1 + x_2^2 - 3 = 0 \end{array}$$

Lagrange fonksiyonu: $L(x_1, x_2, \lambda) = f(x_1, x_2) + \lambda \times h(x_1, x_2)$

$$L(x_1, x_2, \lambda, s) = -x_1 + 2x_2 + \lambda \times (x_1 + x_2^2 - 3)$$

Gerek şart:

$$\frac{\partial L(x_1, x_2, \lambda)}{\partial x_1} = 0, \quad \frac{\partial L(x_1, x_2, \lambda)}{\partial x_2} = 0, \quad \frac{\partial L(x_1, x_2, \lambda)}{\partial \lambda} = 0$$

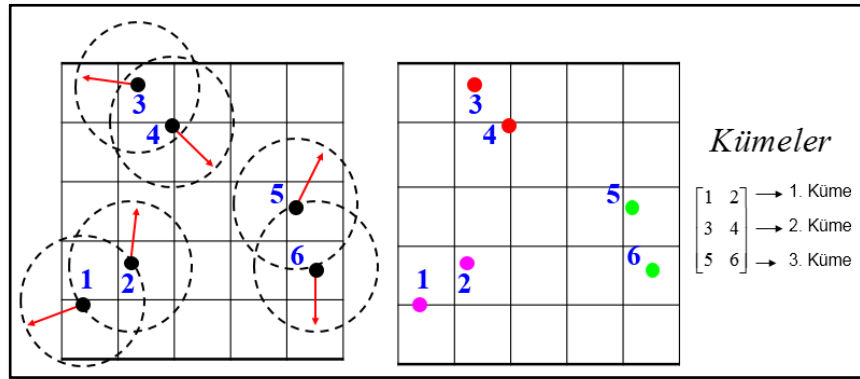
$$\frac{\partial L(x_1, x_2, \lambda)}{\partial x_1} = -1 + \lambda = 0 \Rightarrow \lambda = 1$$

$$\frac{\partial L(x_1, x_2, \lambda)}{\partial x_2} = 2 + 2x_2 \lambda = 0 \Rightarrow x_2 = 1$$

$$\frac{\partial L(x_1, x_2, \lambda)}{\partial \lambda} = x_1 + x_2^2 - 3 = 0 \Rightarrow x_1 = 2$$

2.8. En Yakın Komşu (K Nearest Neighbors, KNN)

En yakın komşu bir öğrenme algoritmasıdır ve bu algoritmanın amacı, yeni bir veri geldiğinde var olan öğrenme verisi üzerinde en yakın kümeye yerleştirilir (Han and Kamber 2006).



Şekil 2.22. En yakın komşu yöntemi için bir örnek (Han and Kamber 2006)

KNN algoritması:

1. K değerini seç,
2. Tüm öğrenme örnekleri ile olan uzaklığını hesapla,

Uzaklık Fonksiyonlar:

Manhattan Uzaklık Fonksiyonu:

$$d(i, k) = \sum_{j=1}^d |x_{ij} - x_{kj}| \quad (33)$$

Supremium Uzaklık Fonksiyonu:

$$d(i, k) = \max |x_{ij} - x_{kj}| \quad \text{ve} \quad 1 \leq j \leq d \quad (34)$$

Öklid Uzaklık Fonksiyonu:

$$d(i, k) = (\sum_{j=1}^d |x_{ij} - x_{kj}|^2)^{1/2} \quad (35)$$

3. Minimum uzaklığa göre sırala,
4. Ait oldukları sınıf değerlerini bul,
5. Değeri baskın olan sınıfı seç (Tan *et al.* 2006).

2.9. Ölçülen Değerler

- Aritmetik ortalama

Aritmetik ortalama, istatistik bilim dalında hem betimsel istatistik alanında hem de çıkarımsal istatistik alanında en çok kullanan merkezsiz konum ölçüsüdür. Genel olarak aritmetik ortalama pratik veya teorik tüm veri dizisinin toplanması ve bu toplamın veri sayısına bölünmesi ile elde edilen bir sayıdır (denklem 36)(Cover and Thomas 1991).

- Standart Sapma

Olasılık kuramı ve istatistik bilim dallarında, bir anakütle veya bir örneklem veya bir olasılık dağılımı veya bir rassal değişken için standart sapma, veri değerlerinin yayılımının özetlenmesi için kullanılan bir ölçüdür. Matematik notasyonunda genel olarak, bir anakütle veya bir rassal değişken veya bir olasılık dağılımı için standart sapma σ (eski Yunan harfi olan küçük sığma) ile ifade edilir; örneklem verileri için standart sapma için ise s veya s' (anakütle σ değeri için yansız kestirim) kullanılır (Cover and Thomas 1991).

Standart sapma varyansın kareköküdür. Daha matematiksel bir ifade ile standart sapma veri değerlerinin aritmetik ortalamadan farklarının karelerinin toplamının veri sayısı -1'e bölümünün kareköküdür, yani verilerin ortalamadan sapmalarının kareler ortalamasının karekökü olarak tanımlanır. Standart sapma kavramının yayılma ölçüsü olarak kullanılmasını anlamak için ölçüm birimine bakmak gerekir. Diğer yayılma ölçüsü olan varyans verilerin ortalamadan farklarının karelerinin ortalaması olarak tanımlanır. Böylece varyans ölçüsü için veri birimlerinin karesi alınması gerekir ve varyansın birimi veri biriminin karesidir. Bu durum pratikte istenmeyen sonuçlar yaratabilir (Örneğin veriler birimi kilogram ise varyans birimi kilogram kare olur). Bundan kaçınmak için standart sapma için varyansın karekökü alınarak standart sapma birim veri birimi olması sağlanır ve verinin yayılımı böylece veri birimleri ile ölçülür (Cover and Thomas 1991).

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i = \frac{x_1+x_2+\dots+x_N}{N} \quad (36)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (37)$$

- Entropi

Entropi görüntünün dokuya karakterize etmek için kullanılabilir ve rastgele bir istatistik ölçüsüdür (Cover and Thomas 1991).

$$H(P) = -\sum_{i=1}^n P(i) \log_2 P(i) \quad (38)$$

Burada, P bir olasılık dağılımı, n ayrı kategoride sayısıdır ve P (i) i kategorisi gözlemlene olasılığıdır. Örneğin : [1 0 0 0]

$$H([1 0 0 0]) = -\sum_{i=1}^n P(i) \log_2 P(i) = -(1 \cdot \log_2 1 + 0 \cdot \log_2 0 + 0 \cdot \log_2 0 + 0 \cdot \log_2 0) = 0$$

3. MATERYAL ve YÖNTEM

3.1. Materyal

Bu araştırma için Atatürk Üniversitesi Araştırma Hastanesi'nden temin edilmiş akciğer kanseri görüntüleri (Dicom formatı) kullanılmıştır. İyi huylu (benign) tümör için 3 hastadan ve kötü huylu (malignant) tümör için 14 hastadan elde edilmiş toplam, her bir hastaya yaklaşık 70 adet görüntü düşecek şekilde, 1200 görüntü kullanılmıştır.

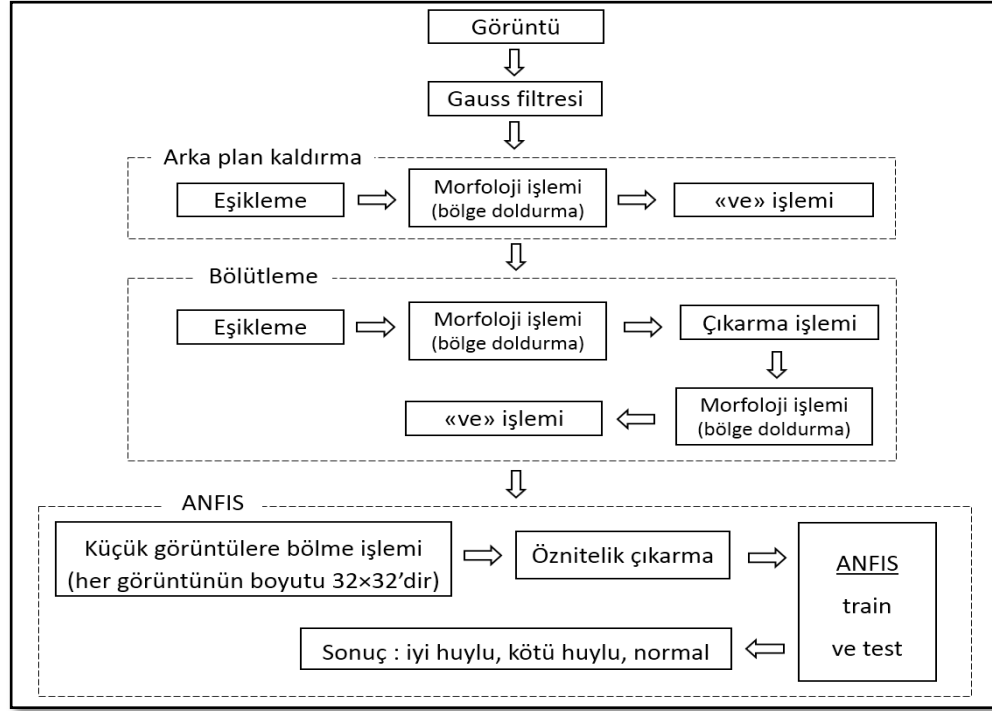
Bu çalışmada, Matlab 7.14 (R2012a) programlama dili kullanıldı.

3.2. Yöntem

Çalışma, genel olarak, 5 aşamada tamamlanmıştır.

1. DICOM formatında görüntü okumak,
2. Gauss yöntemi ile görüntü filtreleme (Image Filtering with Gaussian Method),
3. Görüntüden arka plan kaldırma (Background removal),
4. Görüntü bölütleme (Image segmentation),
5. Akciğer kanseri tespiti (Lung cancer detection).

Şekil 3.1'de yukarıda sıralanan aşamaların akış şeması gösterilmiştir.



Şekil 3.1. Çalışmanın akış şeması

3.2.1. DICOM formatında görüntü okumak

Medikal görüntülerin sayısal olarak arşivlenmesi ve verilerin paylaşılmaya çalışılması sonucunda ortaya çıkan ortak biçim sorunun ortadan kaldırılması amacı ile DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) standardı geliştirilmiştir. Bu standart ile her türlü medikal görüntü tanımlanabilir. DICOM dosyası içerisinde, bir hasta hakkında hasta adı, doktor adı gibi her türlü metinsel veri ve MR, Röntgen gibi medikal görüntüler saklanabilir. Bu yapısı ile basit bir veritabanı prototipini andırmaktadır. Bu kapsamda DICOM okuyucu ve alternatif basit bir DICOM görüntüleyici tasarlanmıştır.

3.2.2. Gauss yöntemi ile görüntü filtrelemek

İkinci aşamada görüntüyü iyileştirmek için Gauss filtresi kullanılır. Denklem 39'de filtreye ait fonksiyon gösterilmiştir.

$$g(x, y) = \frac{2}{\pi} e^{-2(x^2+y^2)} \quad (39)$$

3.2.3. Görüntüden arka plan kaldırma (background removal)

Üçüncü aşamada, ikinci aşamadan gelen görüntünün üzerine (Şekil 3.2.a), önce eşikleme (test edilen görüntülerden -100'den fazla değere sahip olanların eşiklemesi daha iyi çıkmıştır, $t_1 = -100$) yapılır (Denklem 40, Şekil 3.2.b) ve onun üzerine morfoloji işlemi (bölge doldurma) yapıldıktan sonra (Denklem 41 ve 42, Şekil 3.2.c), ikinci aşamadan gelen görüntü ile “ve” işlemi (AND operation) kullanılır (Denklem 43, Şekil 3.2.d).

$$T1(g) = \begin{cases} 0, & g(x, y) \leq t_1 \\ 1, & g(x, y) > t_1 \end{cases} \quad (40)$$

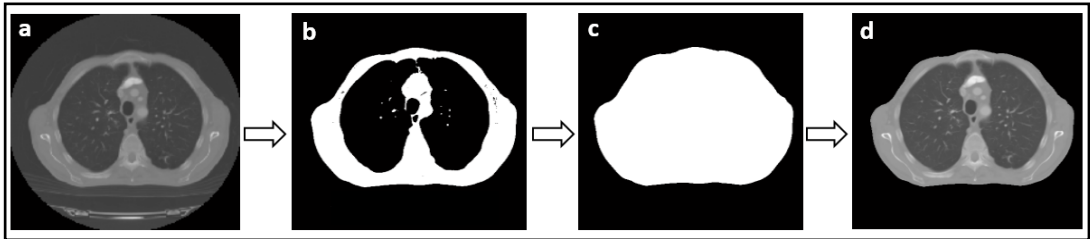
$$B = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$X_{k-1} \oplus B = \{P \in Z^2 : P = x + b, x \in X_{k-1}, b \in B\} \text{ genleşme(dilation)} \quad (41)$$

$$X_k = (X_{k-1} \oplus B) \cap \overline{T1(g)} \quad k=1, 2, 3, \dots \text{ bölge doldurma,} \quad (42)$$

$X_0 = 1$ ve eğer $X_k = X_{k-1}$ ise, algoritma sona erdirilir.

$$\text{Arka plan kaldırma} = (X_k) \text{ AND } (g) \quad (43)$$



Şekil 3.2. Bir akciğer CT görüntüsünde arka plan kaldırma aşamaları

*a. Gauss filtre görüntüsü, b. eşikleme görüntüsü, c. morfoloji işlemi görüntüsü, d. arka plan kaldırma görüntüsü

3.2.4. Görüntü bölütleme (image segmentation)

Dördüncü aşamada, üçüncü aşamadan gelen görüntünün üzerine (Şekil 3.3.a), önce eşikleme (test edilen görüntülerden -560'den fazla değere sahip olanların bölütlemesi daha iyi çıkmıştır, $t_2 = -560$) yapılır (Denklem 44, Şekil 3.3.b) ve onun üzerine morfoloji işlemi (bölge doldurma) yapıldıktan sonra (Denklem 45, Şekil 3.3.c), çıkarma işlemi (Denklem 46, Şekil 3.3.d) ve yine morfoloji işlemi (bölge doldurma) yapılır (denklem 47, Şekil 3.3.e), üçüncü aşamadan gelen görüntü ile “ve” işlemi kullanılır (Denklem 48, Şekil 3.3.f).

$$T2(g) = \begin{cases} 0, & \text{Arka plan kaldırma}(x,y) \leq t_2 \\ 1, & \text{Arka plan kaldırma}(x,y) > t_2 \end{cases} \quad (44)$$

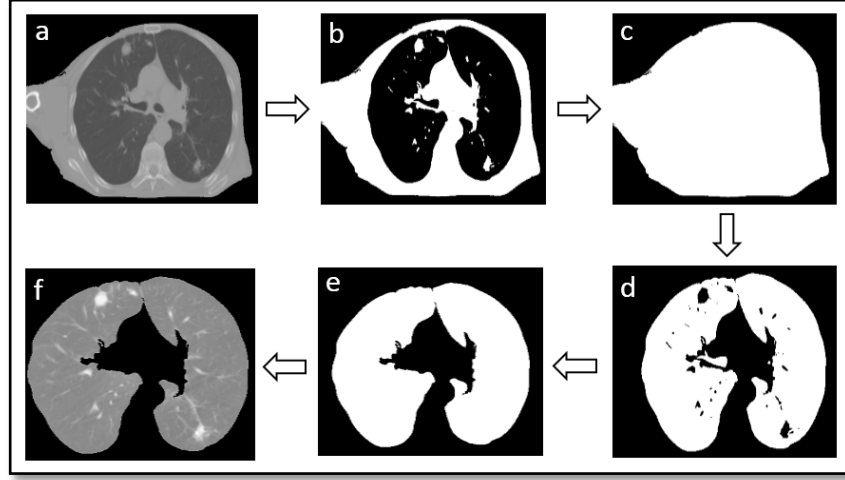
$$X_k = (X_{k-1} \oplus B) \cap \overline{T2(g)} \quad k=1, 2, 3, \dots \quad \text{bölge doldurma}, \quad (45)$$

$X_0 = 1$ ve eğer $X_k = X_{k-1}$ ise, algoritma sona erdirilir.

$$image2 = X_k - T2(g) \quad \text{çıkarma işlemi} \quad (46)$$

$$X_k = (X_{k-1} \oplus B) \cap \overline{image2} \quad k=1, 2, 3, \dots \quad \text{bölge doldurma} \quad (47)$$

$$\text{Bölütleme} = (X_k) \text{ AND } (\text{Arka plan kaldırma}) \quad (48)$$



Şekil 3.3. Bir akciğer CT görüntüsünde bölütleme aşamaları

a. arka plan kaldırma görüntüsü, b. eşikleme görüntüsü, c. morfoloji işlemi görüntüsü, d. çıkarma işlemi görüntüsü, e. morfoloji işlemi görüntüsü, f. bölütleme görüntüsü

Bölütleme kodları **EK 3'**de verilmiştir.

3.2.5. Akciğer kanseri tespiti (Lung cancer detection)

Birinci adımda 17 hasta kullanılmıştır. Toplam 17 hastanın, 14 hastası kötü huylu ve 3 hastası iyi huyludur. Her bir hastanın 70 adet BT görüntü dilimlerinden (dördüncü aşamadan gelen BT bölütleme görüntüleri) tümörün en büyük boyuta ulaşan görüntü diliminin 3 tanesi seçilir.

İkinci adımda her bir dilimden imcrop'la alınan tümörlü kesit 32×32'lik matrisler elde edilir.

Üçüncü adımda toplam 32×32'lik matrislerden öznitelikler belirlenir. Öznitelikler:

- Tüm piksel değerlerinin ortalamasının alınması (her matrisin 32×32=1024 pikseli var)

$$\bar{x} = \frac{1}{1024} \sum_{i=1}^{1024} x_i = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_{1024}}{1024} \quad (49)$$

- Tüm piksel değerlerinin standart sapmasının bulunması

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{1024} \sum_{i=1}^{1024} (x_i - \bar{x})^2} \quad (50)$$

- Tüm piksel değerlerinin entropisinin bulunması

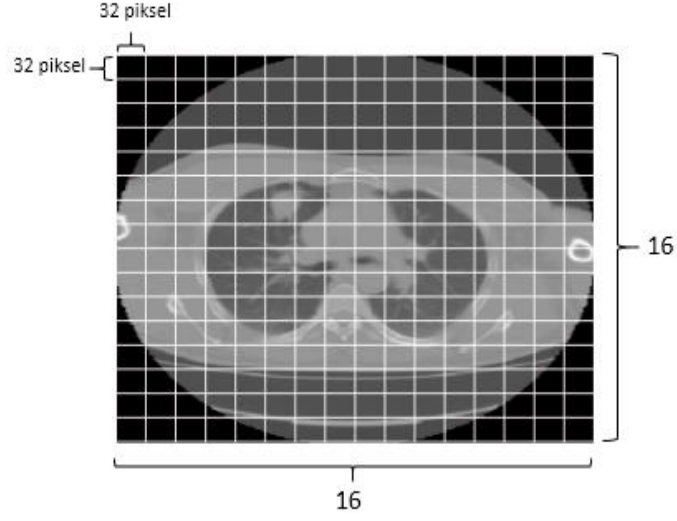
$$H(P) = - \sum_{i=1}^{1024} P(x_i) \log_2 P(x_i) \quad (51)$$

- Tüm piksel değerlerinden, değerleri -200'den büyük ($-200 < x_i < \infty$) olanların sayısının saptanması (Bu saptamada -200'ün sınır olarak belirlenmesinin nedeni ele alınan görüntülerden -200'den büyük değerlerde tümör çıkma ihtimalinin daha yüksek çıkmış olmasıdır).

Dördüncü adımda her bir özniteliklere göre tümörün iyi huylu, normal veya kötü huylu olarak, sırasıyla, -1, 0 ve 1 değerleriyle belirlenir.

Beşinci adımda geliştirdiğimiz USBÇS modelimizde tüm bu verilerin (öznitelikler ve çıktılar) yarısını eğitim için diğer yarısını test için kullanıldı.

Altıncı adımda yeni bir görüntü test edildiğinde 256 matrise bölünür ve sonra her bir matris, USBÇS modeliyle -1 ve 1 arasında değerlendirilir, bu değerlendirmeye göre iyi huylu, kötü huylu ve normal olarak modelimiz sonuç verir (şekil 3.4).



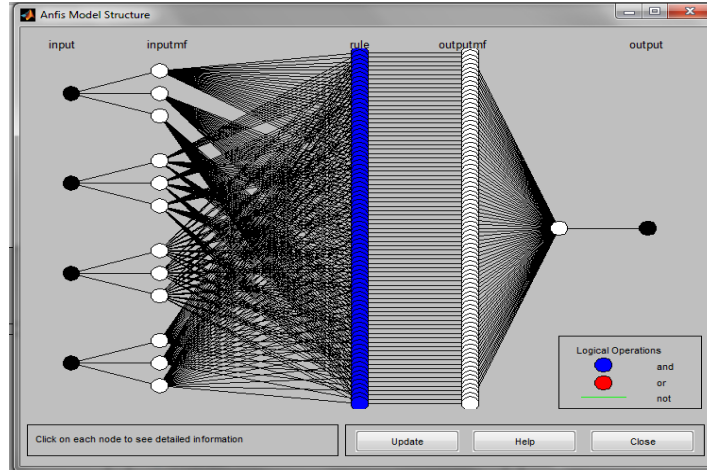
Şekil 3.4. Bir akciğer BT görüntüsünü 256 matrise bölünmesi

Bu çalışmada, ayrıca DVM yöntemi ve en yakın komşu yöntemi test edildi.

USBÇS yöntemi:

Bu çalışmada USBÇS'in 4 girişi (4 öznitelik) ve bir çıkışı bulunmaktadır ve çıkışın değerleri '-1' (iyi huylu tümör), '1' (Kötü huylu tümör) ve '0' (normal ve tümörü olmayan) olarak atanmıştır.

USBÇS'in temel yapısı Şekil 3.5'de görülmektedir. Buradan da görüldüğü gibi kullanılan USBÇS yapısı 5 katmandan oluşmaktadır. 4 girişten, her bir girişe 3 durum (düşük olma durumu, verinin kendisi, yüksek olma durumu) düşecek şekilde 81 adet eğer-ise kuralı kullanılmıştır (eğer x A1 ve y B1 ise $f = ax + by + c$)



Şekil 3.5. USBÇS'in temel yapısı

1. Katman: Bu katmandaki hücre sayısı, 4 giriş ve bu dört girişin her birine üç üyelik fonksiyonu tanımlandığına göre on iki adettir ($i=12$ 'dir). Buna göre,

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(\bar{x}) \quad , \quad i = 1,2,3 \quad \text{için} \quad (52)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-3}}(\sigma) \quad , \quad i = 4,5,6 \quad \text{için}$$

$$O_{1,i} = \mu_{C_{i-6}}(H(P)) \quad , \quad i = 7,8,9 \quad \text{için}$$

$$O_{1,i} = \mu_{D_{i-9}}(\text{count}) \quad , \quad i = 10,11,12 \quad \text{için}$$

Bu çalışmada 8 üyelik fonksiyonu (Trimf, Trapmf, Gbellmf, Gaussmf, Gauss2mf, Primf, Psigmf, Dsigmf) test ettik ($f = ax+by+c$)

Trimf: Üçgen biçimli üyelik fonksiyonu (Triangular-shaped membership function) üçgen eğri vektör x 'in bir fonksiyonudur ve üç skaler parametre (a , b ve c) bağlıdır.

$$f(x; a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases} \quad (53)$$

Ya daha kompaktı bu şekilde olabilir:

$$f(x; a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right) \quad (54)$$

Trapmf: Yamuk şekilli üyelik fonksiyonu (Trapezoidal-shaped membership function) Yamuk eğri vektör x 'in bir fonksiyonudur ve dört skaler parametre (a , b , c ve d) bağlıdır.

$$f(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x \end{cases} \quad (55)$$

Ya daha kompaktı bu şekilde olabilir:

$$f(x; a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \quad (56)$$

Gbellmf: Genelleştirilmiş çan biçimli üyelik fonksiyonu (Generalized bell-shaped membership function) üç skaler parametre (a , b ve c) bağlıdır.

$$f(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}} \quad (57)$$

Gaussmf: Gauss eğrisi üyelik fonksiyonu (Gaussian curve membership function) iki skaler parametre (σ ve c) bağlıdır.

$$f(x; \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (58)$$

Gauss2mf: Gauss kombinasyon üyelik fonksiyonu (Gaussian combination membership function) iki skaler parametre (σ ve c) bağlıdır ve bu fonksiyon bu iki parametrenin ikisinin bir kombinasyonudur.

Primf: Π -şekilli üyelik fonksiyonu (Π -shaped membership function) dört skaler parametre (a , b , c ve d) bağlıdır.

$$f(x; a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ 2\left(\frac{x-a}{b-a}\right)^2, & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 1 - 2\left(\frac{x-b}{b-a}\right)^2, & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ 1 - 2\left(\frac{x-c}{d-c}\right)^2, & c \leq x \leq \frac{c+d}{2} \\ 2\left(\frac{x-d}{d-c}\right)^2, & \frac{c+d}{2} \leq x \leq d \\ 0, & x \geq d \end{cases} \quad (59)$$

Dsigmf: İki sigmoidal fonksiyonlar arasındaki farkın üyelik fonksiyonu (difference between two sigmoidal functions membership function) ve sigmoidal fonksiyonu iki skaler parametre (a ve c) bağlıdır.

$$f(x; a, c) = \frac{1}{1+e^{-a(x-c)}} \quad (60)$$

dsigmf üyelik fonksiyonu dört parametre (a_1 , c_1 , a_2 ve c_2) bağlıdır ve bu sigmoidal fonksiyonların ikisi arasındaki farktır.

$$f_1(x; a_1, c_1) - f_2(x; a_2, c_2) \quad (61)$$

Psigmf: İki sigmoidal üyelik fonksiyonlarının ürünü (product of two sigmoidal membership functions) iki skaler parametre (a ve c) bağlıdır. psigmf sadece iki eğrilerinin ürünü vektör x'in değerleri için çizilmiştir.

$$f_1(x ; a_1 , c_1) \times f_2(x ; a_2 , c_2) \quad (62)$$

Eğer birinci katmanda, Gbellmf üyelik fonksiyonu kullanırsa:

$$\mu_{A_i}(\bar{x}), \mu_{B_{i-3}}(\sigma), \mu_{C_{i-6}}(H(P)), \mu_{D_{i-9}}(count) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_i - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad (63)$$

2. Katman: Burada kuralların kesinlik dereceleri cebirsel çarpım kullanılarak bulunur.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(\bar{x}) * \mu_{B_{i-3}}(\sigma) * \mu_{C_{i-6}}(H(P)) * \mu_{D_{i-9}}(count), \quad i = 1,2,3, \dots, 12 \quad (64)$$

3. Katman: Burada kuralların normalizasyon işlemi yapılmaktadır.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{(w_1 + w_2 + w_3 + w_4)}, \quad i = 1,2,3, \dots, 12 \quad (65)$$

4. Katman: Bu katmanda normalize edilmiş her bir kural kendine ait çıkış fonksiyonu ile çarpılır.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i \times f_i = w_i \times (a_i x + b_i y + c_i) \quad (66)$$

5. Katman: 4. Katman çıkışlarının toplanarak USBÇS çıkışının sayısal değerinin bulunduğu kısımdır.

$$O_{5,i} = \text{toplam çıkış} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (67)$$

FIS eğitim için kullanılan iki USBÇS parametre optimizasyon yöntemi seçenekleri:

- Hibrid (en küçük kareler ve geri yayılım gradyan iniş yönteminin birleşimidir) (LSE)
- Geri yayılım (Backpropagation)

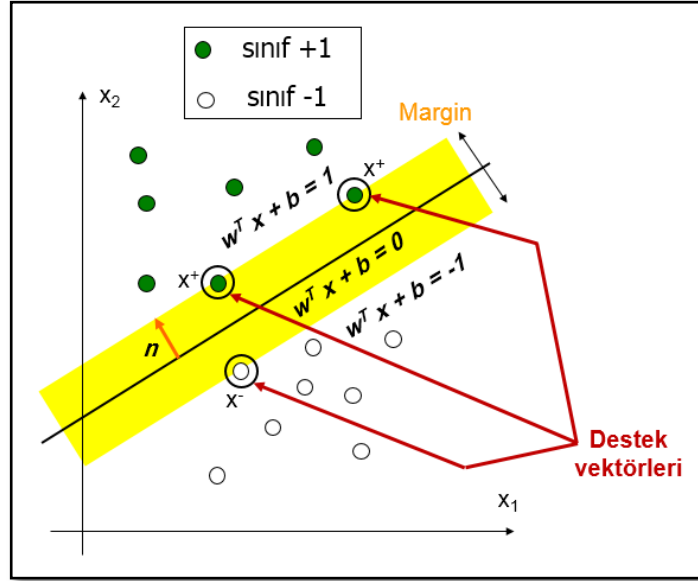
Hata Toleransı, hata büyüklüğü ile ilgili bir öğrenme durdurma ölçütü oluşturmak için kullanılır. Öğrenme, bu hata tolerans sınırların içerisinde kaldıktan sonra duracaktır. Öğrenme hatamızın nasıl davranacağını bilemediğimiz durumlarda 0 bırakmak en iyi yoldur ve hata, aşağıdaki formülüyle tahmin edilir:

$$error = \sqrt{\sum_{1}^{n} (output_{real} - output_{test})^2} \quad (68)$$

Belirlenen devir (epoch) sayısına ulaşıldığında veya eğitim hata hedefi elde edildiğinde, eğitim süreci durur.

DVM yöntemi:

DVM algoritması, etiketli eğitim verileri (denetimli öğrenme) göz önüne alındığında, yeni örnekler sınıflandırma için bir optimal hiperdüzlem verir (2.7 bölümünde gördük). Şekil 3.6'de bir iki sınıflı destek vektör makinesi gösterilmiştir.



Şekil 3.6. Destek vektör makinesine bir örnek

Hiperdüzlem: $W^T \cdot X_i + b = 0$ (69)

Veri noktaları verilmiş bir dizi:

$$\{(X_i, y_i)\}, i=1, 2, 3, \dots, n$$

$$y_i = 1 \text{ için: } W^T \cdot X_i + b \geq 0$$

$$y_i = -1 \text{ için: } W^T \cdot X_i + b \leq 0$$
(70)

W vektörü, düzleme diktir dolayısıyla:

$$X^+ = X^- + \lambda \cdot W$$
(71)

$$W \cdot X^+ + b = 1 \Rightarrow W \cdot (X^- + \lambda \cdot W) + b = 1 \Rightarrow W \cdot X^- + b + \lambda \cdot W \cdot W = 1 \Rightarrow$$

$$-1 + \lambda \cdot W \cdot W = 1 \Rightarrow \lambda = 2 / (W \cdot W)$$

Ayrıca $|X^+ - X^-| = \text{Margin}$ ve $X^+ = X^- + \lambda \cdot W \Rightarrow \text{Margin} = \lambda \cdot |W| = \lambda \cdot \sqrt{W \cdot W}$

$$\Rightarrow \text{Margin} = \frac{2(\sqrt{W \cdot W})}{W \cdot W} = \frac{2}{\sqrt{W \cdot W}} = \frac{2}{|W|}$$

DVM amacı: $\text{Max} \frac{2}{\|W\|}$

Ya:

$$\begin{aligned} & \text{minimize} \frac{1}{2} \|W\|^2 \\ & y_i = 1 \text{ için: } W^T \cdot X_i + b \geq 0 \\ & y_i = -1 \text{ için: } W^T \cdot X_i + b \leq 0 \\ & \text{yada} \\ & \text{minimize} \frac{1}{2} \|W\|^2 \\ & y_i (W^T \cdot X_i + b) \geq 1 \end{aligned}$$

Ve Yukarıdaki işlemleri çözmek için gerekli olan Lagrange fonksiyonları aşağıdaki gibidir:

$$\begin{aligned} \text{minimize } L(W, b, \alpha_i) &= \frac{1}{2} \|W\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i (W^T \cdot X_i + b) - 1) \quad (72) \\ \text{S.t } & \alpha_i \geq 0 \end{aligned}$$

Denklemin çözümü:

$$\frac{\partial L}{\partial W} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i X_i = \sum_{i \in SV} \alpha_i y_i X_i$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$$

Bu nedenle, sadece destek vektörlerde $\alpha_i \neq 0$ dır ve $\alpha_i (y_i (W^T \cdot X_i + b) - 1) = 0$ olduğunda ise $y_i (W^T \cdot X_i + b) - 1 = 0$ ve X_i destek vektörüdür.

En yakın komşu (KNN):

En yakın komşu algoritmasında temel olarak aşağıdaki adımlar gerçekleştirilir:

1. K değeri on üç olarak belirlenir. Bu parametre verilen bir noktaya en yakın komşuların sayısıdır.

2. Bu çalışmada tüm öğrenme örnekleri ile olan Öklid uzaklık fonksiyonu hesaplanır:

$$d(i, k) = \left(\sum_{j=1}^d |x_{ij} - x_{kj}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (73)$$

3. Yukarıda hesaplanan uzaklıklara göre satırlar sıralanır ve bunlar arasından en küçük olan k=13 tanesi seçilir.

4. Ait oldukları sınıf değerlerinin bulunması: Seçilen satırların hangi kategoriye ait oldukları belirlenir ve en çok tekrar eden kategori değeri seçilir.

5. Seçilen kategori, tahmin edilmesi beklenen gözlem değerinin kategorisi olarak kabul edilir (Tan *et al.* 2006).

Akciğer kanseri kodları **EK 4**'te verilmiştir.

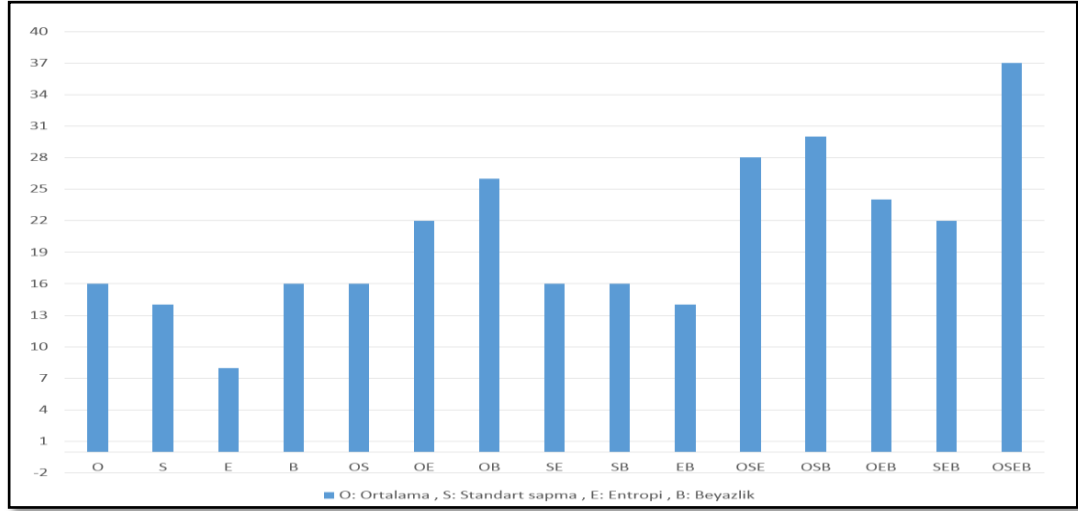
4. ARAŞTIRMA BULGULARI

Bu çalışmada, Bilgisayar Destekli Tanı (BDT) sistemi bilgisayarlı tomografi (BT) görüntülerinde akciğer kanserinin tespiti için önerilmiştir. Sayısal görüntü işleme şu an tıpta aktif bir araştırma alanıdır ve önümüzdeki birkaç yılda medikal ve biyomedikal sistemlerde yoğun olarak kullanılacağına inanılmaktadır. Akciğer kanserinin test edilmesi için bir dizi akciğer görüntüsü kullanıldık. Her görüntü Dicom formatında işlendi ve toplandı ve her biri 512×512 piksel boyutunda olup 16 bit, bit derinliğine sahipti.

Daha kaliteli ve kesin sonuçlar elde etmek için mevcut akciğer kanseri görüntülerini ve veri tabanını beş aşamadan geçirdik: Önce, görüntüyü Dicom formatında okuduk, sonra görüntüyü iyileştirmek için Gauss filtresi ve akciğer görüntü bölütleme aşamasında eşikleme ve morfoloji mekanizması kullanıldı (arka plan kaldırma ve akciğer kısmının ayrılması) ve son olarak; görüntü 256 bölüme bölünmüş ve her matris (32×32) için tanı kuralları kümesi öznelikleri oluşturulmuştur.

Öznelikler: ortalama, standart sapma, entropi, beyazlık sayısı

Şekil 4.1'de 40 akciğer görüntüsünün, ortalama, standart sapma, beyazlık sayısı ve entropi özellikleri ile bunların iki iki, üç üç ve hepsi birlikte tümör tipinin USBÇS modeliyle test sonucunun şeması gösterilmiş ve en iyi sonuç OSEB (ortalama, standart sapma, entropi, beyazlık sayısı) ile daha iyi sonuç OSB (ortalama, standart sapma, beyazlık sayısı) ortaya çıkmıştır.



Şekil 4.1. 40 akciğer görüntüsünün, ortalama, standart sapma, beyazlık sayısı ve entropi öznitelikleri ile bunların iki iki, üç üç ve hepsi birlikte, tümör tipinin test sonucunun şeması

Ve test sonuçları 4 özellik için çizelge 4.1’de ve her sütunun kanser tipine göre ortalaması çizelge 4.2’de gösterilmiştir.

Tümör tiplerini (iyi huylu, kötü huylu) sınıflandırmak için USBÇS yardımıyla yapılmış ve en iyi sonuç (normal, iyi huylu ve kötü huylu olduğunu belirlemek) Trapmf üyelik fonksiyonunun hibrid optim metodu ile (her gireside 3 üyelik fonksiyon ve 26 devir kullanılarak) elde edildi. Çizelge 4.3’te üyelik fonksiyonlarında metod hataları (ÜF tipi: Sabit) ve Çizelge 4.4’te üyelik fonksiyonlarında metod hataları (ÜF tipi: doğrusal) aşağıdaki formüle göre tahmin edilmiştir:

$$error = \sqrt{\sum_{1}^{n} (output_{real} - output_{test})^2} \quad (74)$$

Bir doktorun karar destek sisteminin sonuçlarından yararlanabilmesi için bir ara yüz gereklidir. Doktor, bu ara yüzde hastayı olağan çalışma yerinde incelediği gibi inceleyebilmelidir. Doktor, her sıcak bölge hakkında bilgi alabilmeli ve tüm beş bakış

açısından görüntüleri görebilmelidir. Ara yüzün içeriği hakkında **EK 1**'de açıklanmıştır. Program, Matlab 7.14 (R2012a) versiyonunda yazılmış ve test edilmiştir.

Çizelge 4.1'de, "3.2.5. Akciğer kanseri tespiti (Lung cancer detection)" kısmında anlattığımız adımlar sonucu çıkartılan özelliklerin sayısal değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 4.1'in, her sütunun kanser tipine göre ortalaması çizelge 4.2'de gösterilmiştir ve bu sonuçlar alınmıştır:

Kötü huylunun tüm piksel değerlerinin ortalaması, iyi huylu ve normal ortalamasına göre daha yüksektir. İyi huylu ve normal tüm piksel değerlerinin standart sapması, kötü huylu standart sapmasına göre daha yüksektir. İyi huylu ve kötü huylunun tüm piksel değerlerinin entropisi, normal entropisine göre daha yüksektir. Kötü huylunun tüm piksel değerlerinin sayısı (değerleri -200'den büyük olanların sayısının saptanması) iyi huyluya göre ve iyi huylu tüm piksel değerlerinin sayısı normale göre daha yüksektir.

Çizelge 4.1. Özellik çıkarma tablosu

Ortalama	Standart sapma	Entropi	Beyazlık sayısı	Tümör
-285.65	316.17	0.96	538	-1
-353.35	319.18	0.77	434	-1
-24.28	199.47	0.77	870	1
-195.67	318.02	1.01	614	1
65.7	30.3	0.1	1021	1
-53.49	218.24	0.73	862	1
-559.44	217.05	0.06	101	0
-790.34	168.26	0	11	0
-266.51	321.65	0.98	580	-1
-139.54	226.89	1.05	710	-1
-157.8	307.46	0.96	713	1

Çizelge 4.1 (devam)

24.51	150.9	0.64	935	1
-87.47	256.74	0.94	775	1
-60.63	221.67	0.81	827	1
-863.4	43.22	0	0	0
-785.16	264.34	0.19	53	0
-276.78	292.07	0.9	480	-1
-289.68	294.88	0.88	481	-1
182	64.4	0.3	1001	1
-217.4	322.22	1	637	1
-301.38	352.11	0.99	551	1
-149.76	275.69	1.03	723	1
-695.26	358.63	0.43	125	0
-760.79	167.8	0	18	0
-139.56	215.86	0.97	705	-1
-325.62	331.06	0.79	497	-1
-238.06	318.31	1.01	616	1
-121.46	261.01	1	768	1
-182.21	275.54	1.02	683	1
-175.02	184.19	0.78	622	1
-565.51	266.01	0.14	140	0
-645.81	149.49	0	0	0
-439.39	361.2	0.73	380	-1
-497.58	383.37	0.8	344	-1
-101.44	211.82	1.05	805	1
-144.15	225.19	0.9	743	1
-39.53	188.9	0.76	907	1
-195.7	286.57	1.03	639	1
-597.24	257.77	0.33	124	0
-782.42	74.28	0	1	0

Çizelge 4.1 (devam)

-381.35	367.12	0.88	465	-1
-268.92	287.02	0.71	544	-1
-296.75	314.05	0.95	487	1
-39.86	184.41	0.78	894	1
26	62.7	0.4	1002	1
-123.52	250.11	1.01	759	1
-662.83	79.08	0	4	0
-528.56	224.05	0.08	140	0
-361.73	336.07	0.7	448	-1
-335.39	374.04	0.83	563	-1
-178.13	294.23	0.99	697	1
34.1	41.4	0.4	1017	1
-96.7	188.45	1.01	745	1
-103.37	186.34	0.998	739	1
-583.91	210.75	0	74	0
-789.62	80.78	0	0	0
-484.97	362.83	0.59	344	-1
-476.6	364.62	0.6	352	-1
-137.51	229.43	1.02	684	1
1.12	82.7	0.73	962	1
-164.02	253.7	1.02	669	1
-189.65	249.33	0.996	605	1
-730.03	140.92	0	0	0
-621.39	204.32	0	62	0
-403.77	360.45	0.7	437	-1
-547.72	353.52	0.52	245	-1
-237.93	252.42	0.96	489	1
-82.31	177.98	1.06	835	1
-38.65	137.89	0.995	903	1

Çizelge 4.1 (devam)

-35.03	144.03	0.85	891	1
-633.19	152.7	0	0	0
-688.92	208.7	0	68	0
-494.01	368.65	0.64	311	-1
-529.35	347.75	0.62	249	-1
-72.61	168.14	1.1	843	1
-227.6	266.61	0.9	584	1
-689.31	175.87	0	29	1
-132.81	210.06	1.05	722	1
-679.22	217.37	0.04	48	0
-753.63	272.72	0.26	70	0
-396.36	337.26	0.59	385	-1
-631.72	341	0.27	182	-1
-155.66	251.16	1.01	719	1
-228.51	237.34	0.85	539	1
-51.45	196.44	0.92	823	1
-21.26	80.04	0.997	964	1
-602.21	179.72	0	47	0
-338.04	153.36	0	151	0
-512.01	356.19	0.44	284	-1
-322.65	347.68	0.91	502	-1
-161.53	233.71	0.96	731	1
-122.16	154.2	0.82	791	1
-127.42	274.65	0.96	784	1
5.4	63.5	0.8	1000	1
-490.58	267.91	0.26	223	0
-640.49	132.19	0	4	0
-456.04	363.3	0.8	352	-1
-391.38	353.09	0.82	403	-1

Çizelge 4.1 (devam)

18	19.2	0.8	1024	1
-86.34	154.61	1.06	790	1
-102.18	259.46	1.01	786	1
-168.76	253.71	1	659	1
-633.01	185.63	0.05	62	0
-455.57	278.95	0.55	256	0
-334.04	197.41	0	304	-1
-163.27	236.47	0.99	706	-1
-151.42	287.75	0.992	748	1
-97.21	231.97	0.993	809	1
-120.07	239.01	1.018	726	1
-6.96	176.34	0.8	937	1
-705.24	121.13	0.03	14	0
-622.41	191.01	0.04	64	0
-139.74	231.48	1.07	764	-1
-208.19	224.95	0.73	605	-1
45.28	77.82	0.53	997	1
70.61	17.04	0.04	1024	1
12.61	41.28	0.76	1018	1
-24.31	121.33	0.96	919	1
-796.94	170.17	0.04	22	0
-578.64	307.18	0.46	158	0
-455.13	356.37	0.58	363	-1
-524.19	358.77	0.62	303	-1
1.37	121.15	0.67	949	1
1045.8	56.05	0	1024	1
1039.2	105.15	0	1024	1
-76.69	142.1	0.49	935	1
-382.27	170.8	0	71	0

Çizelge 4.1 (devam)

-694.61	281.41	0.16	85	0
-426.74	345.64	0.59	386	-1
-334.58	363.72	0.78	554	-1
35.18	9.11	0	1024	1
39.51	11.25	0.1	1024	1
28.97	22.67	0.25	1024	1
9.21	75.32	0.57	988	1
44.73	12.82	0.04	1024	1
-649.57	373.61	0.48	155	0
-664.8	357.45	0.4	183	0
-447.9	350.32	0.71	317	0
-652.66	225.35	0.14	68	0
-553.13	368.09	0.56	259	-1
-329.53	309.12	0.66	446	-1
-5.59	110.02	0.77	987	1
-1.2	63.78	0.81	991	1
22.42	20.77	0.39	1023	1
-24.68	153.81	0.93	887	1
-481.8	17.74	0	0	0
-792.3	255.18	0	40	0
-708.6	141.32	0	8	0
-368.2	195.67	0.03	226	0

Çizelge 4.2. Özellik çıkarma tablosunda, her özelliğin tümör tipine göre ortalaması

	Ortalama	Standart sapma	Entropi	Beyazlık sayısı
Normal	-635.56	202.86	0.12	79.82
İyi huylu (Benign)	-374.33	324.30	0.72	441.80
Kötü huylu (Malignant)	-58.53	115.52	0.77	815.89

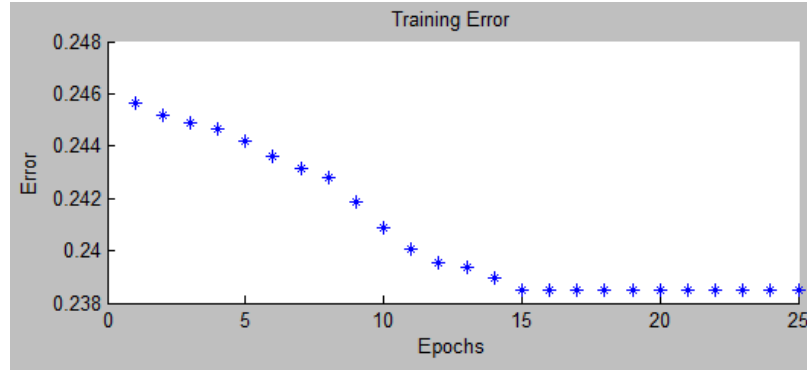
Çizelge 4.3. Üyelik fonksiyonlarında metod hataları (ÜF tipi: Sabit)

ÜF tipi: Sabit (constant) , Her giriş için ÜF sayısı: 3, Epoch=26				
ÜF	Hibrid metod ile hata		Geri yayılım metod ile hata	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test
Trimf	0.2384	1.0697	0.7618	0.8066
Trapmf	0.2964	0.5394	0.7323	0.7752
Gbellmf	0.2133	1.1742	0.7582	0.80
Pimf	0.3056	0.7111	0.7281	0.7708
Dsigmf	0.2530	1.6305	0.7312	0.7274
Psigmf	0.2530	1.6305	0.7274	0.7704
Gaussmf	0.1743	1.8245	0.7612	0.8036
Gauss2mf	0.2670	0.6475	0.7304	0.7760

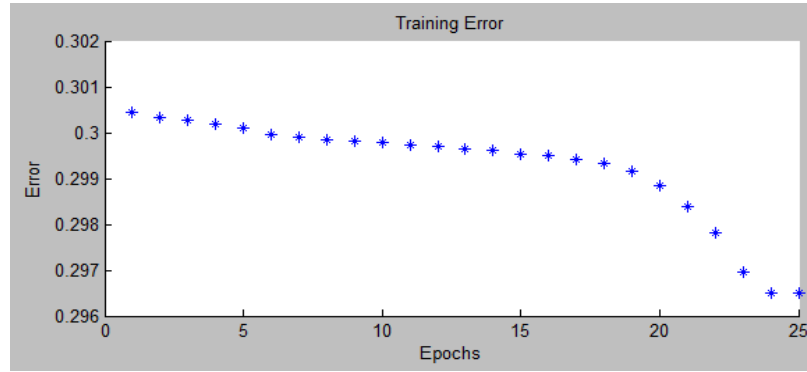
Çizelge 4.4. Üyelik fonksiyonlarında metod hataları (ÜF tipi: Doğrusal)

ÜF tipi: Doğrusal (linear) , Her giriş için ÜF sayısı: 3, Epoch=26				
ÜF	Hibrid metod ile hata		Geri yayılım metod ile hata	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test
Trimf	0.8427	0.8660	1.4398	0.8437
Trapmf	0.0016	12.8643	1.8190	1.2178
Gbellmf	0.0001	4.0222	1.3204	0.9177
Pimf	0.0012	43.9484	1.8457	1.3142
Dsigmf	0.0003	28.4939	1.7831	1.1399
Psigmf	0.0004	20.3098	1.7831	1.1399
Gaussmf	0.00006	3.3797	1.2873	0.8766
Gauss2mf	0.0003	19.729	1.7966	1.1371

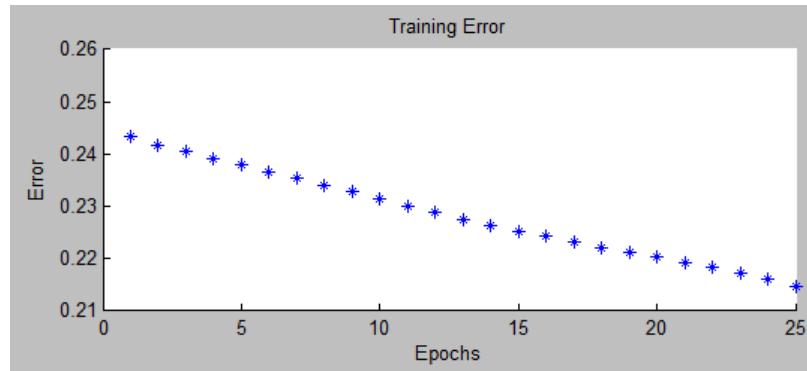
Şekil 4.1’den Şekil 4.8’e kadar, yukarıdaki tabloda gösterilen 8 adet üyelik fonksiyonunun hibrid yöntemiyle elde edilmiş öğrenme hata diyagramı ve bu çıktılarından en iyi sonucun “Trapmf” üyelik fonksiyonuna ait olduğu belirlenmiştir.



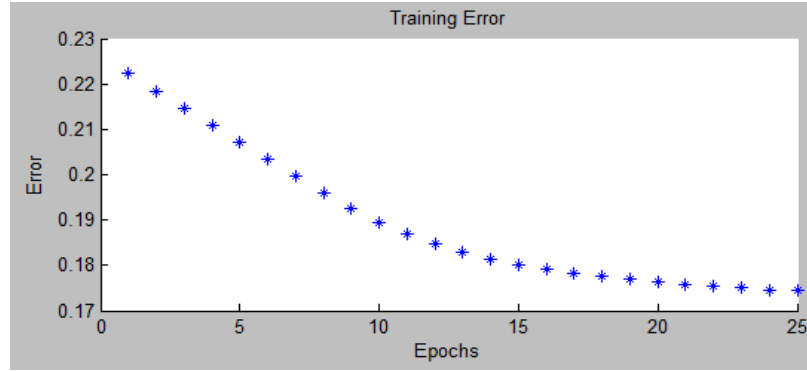
Şekil 4.1. Trimf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı



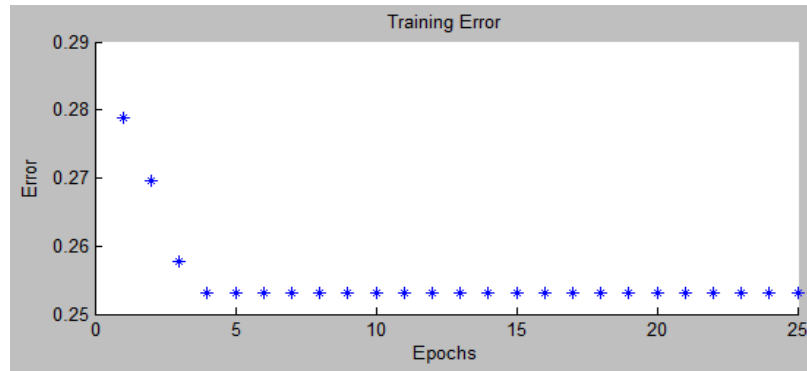
Şekil 4.2. Trapmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı



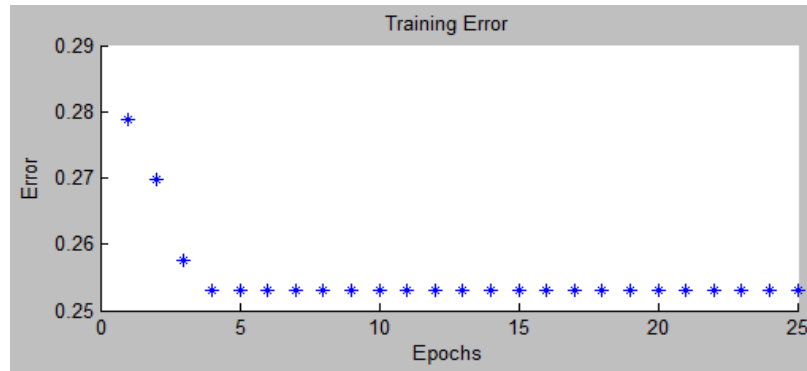
Şekil 4.3. Gbellmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı



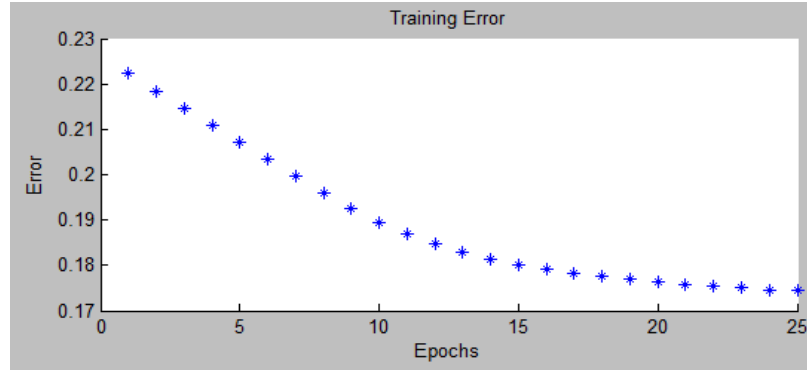
Şekil 4.4. Pimf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı



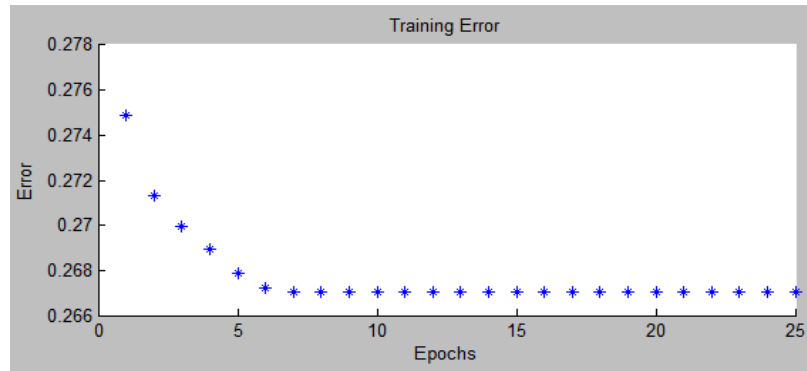
Şekil 4.5. Dsigmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı



Şekil 4.6. Psigmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı

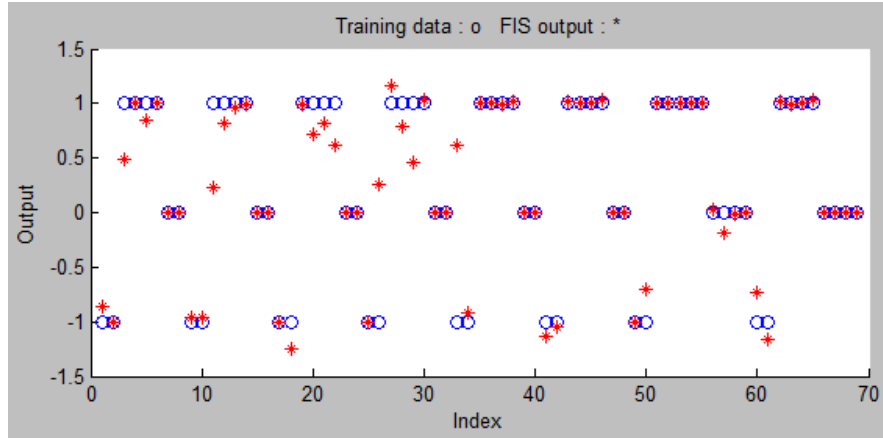


Şekil 4.7. Gaussmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı

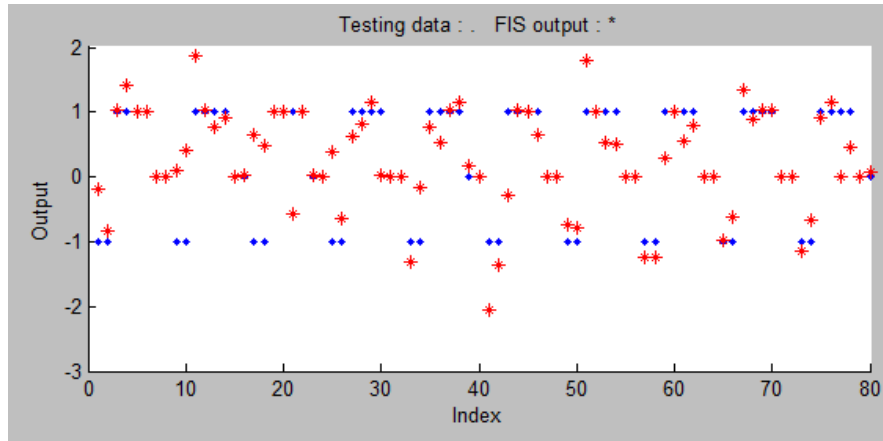


Şekil 4.8. Gauss2mf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme hata diyagramı

Şekil 4.9'de Trapmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme ve FIS çıkışı ve şekil 4.10'de Trapmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile test ve FIS çıkışı gösterilmiştir (öğrenme verileri ile FIS çıktıları arasındaki boşluk ne kadar azsa ve bu veri ile çıktıları arasındaki içiçe geçmişlik ne kadar fazla ise, sonuçlarımız o denli iyi çıkmış demektir).

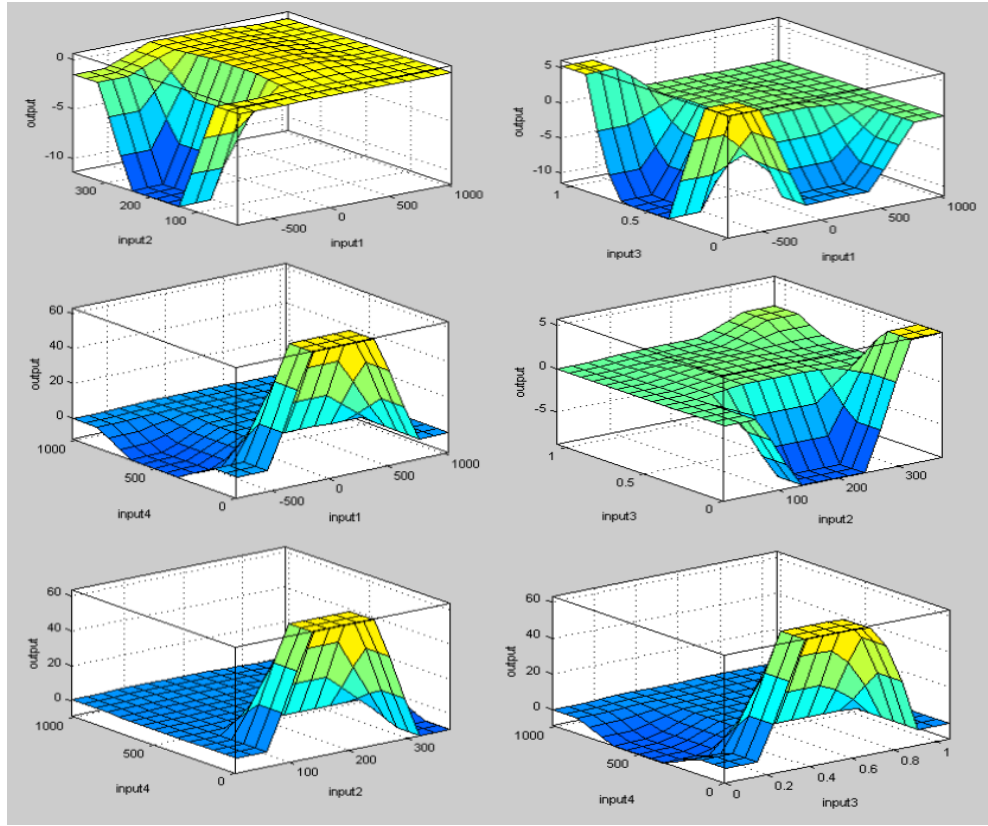


Şekil 4.9. Trapmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile öğrenme ve FIS çıkışı

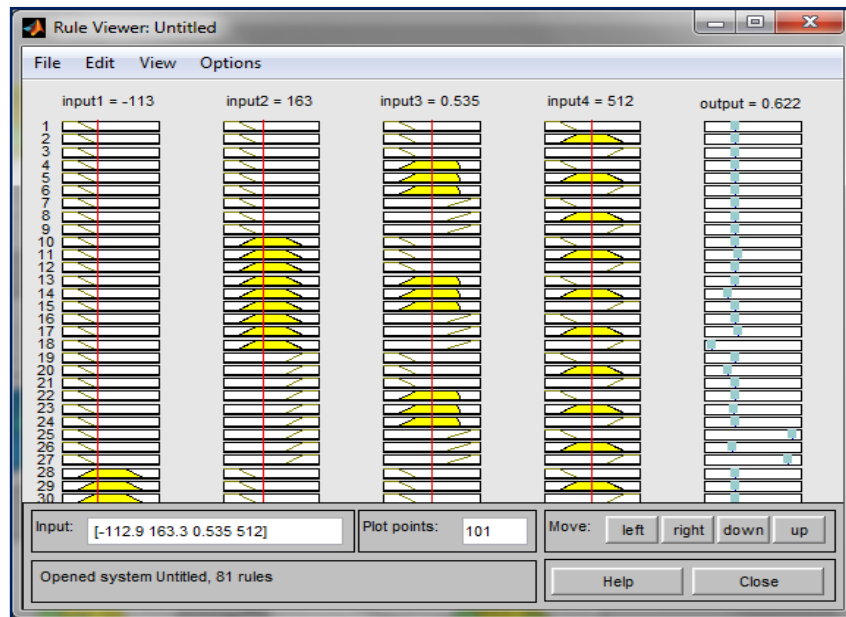


Şekil 4.10. Trapmf üyelik fonksiyonu ve hibrid metodu ile test ve FIS çıkışı

Şekil 4.11’de Trapmf üyelik fonksiyonun her ikili girdi için çıkartılmış 3 boyutlu diyagramı, şekil 4.12’de Trapmf üyelik fonksiyonunun 4 girdi ve 1 çıktılı kurallar şeması ve şekil 4.13’de Trapmf üyelik fonksiyonunun 81 kuralları gösterilmiştir.

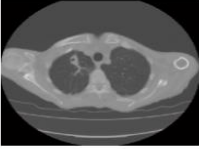
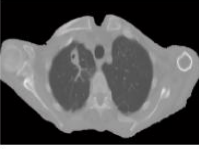
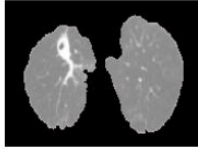


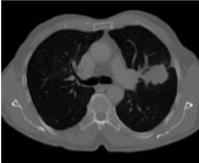
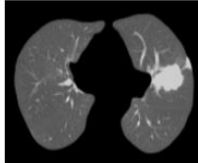

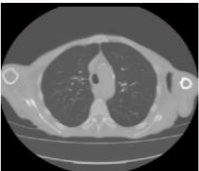
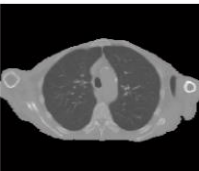
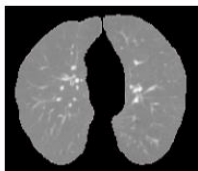

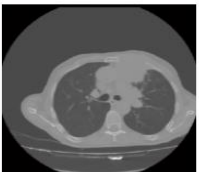
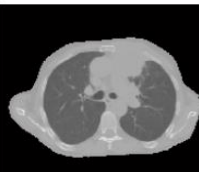
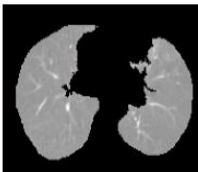

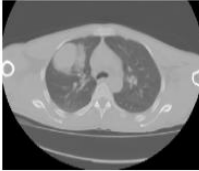
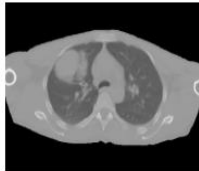
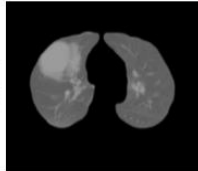



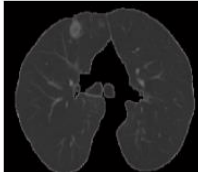


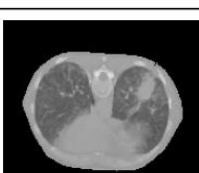
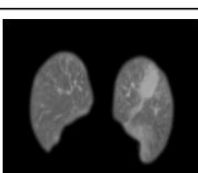

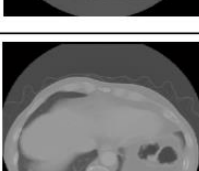
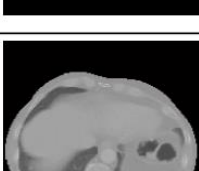




Şekil 4.11. Trapmf üyelik fonksiyonunun her ikili girdi için çıkartılmış 3 boyutlu diyagramı



Şekil 4.12. Trapmf üyelik fonksiyonununun 4 girdi ve 1 çıktılı kurallar şeması

Şekil 4.14’de hastanın akciğerlerinden elde edilmiş veriler gösterilmektedir. İlk sütunda, orijinal görüntü, orijinal görüntünün arka planı kaldırılmış görüntüleri ve bölütleme görüntüleri sırasıyla gösterilmiştir. İkinci sütunda, bölütleme görüntüsünün 32×32 ’lik bir kesimi ve yine üçüncü sütunda, bu kesimin tümör tipi gösterilmiştir.

	Orijinal görüntü, arka plan kaldırma ve bölütleme görüntüsü			Kırpma	Tümör
1					İyi huylu
2					kötü huylu
3					Normal
4					kötü huylu
5					kötü huylu
6					iyi huylu
7					kötü huylu
8					Normal

Şekil 4.14. 8 akciğer görüntüsüne ait, arka plan kaldırma, bölütleme, 32×32'lik bir kesimi ve kanser tipi

Bu çalışmada, 60 akciğer görüntüsünü USBÇS, DVM ve en yakın komşu (KNN) yöntem ile test edilmiş ve sonuçlar aşağıdaki formüllere göre elde edildi (çizelge 4.1):

TP (true positive): Klinik anormallik varlığında sınıflandırma sonucu pozitifdir.

TN (true negative): Klinik anormallik varlığında sınıflandırma sonucu negatifdir.

FP (false positive): Klinik anormallik yokluğunda sınıflandırma sonucu pozitifdir.

FN (false negative): Klinik anormallik yokluğunda sınıflandırma sonucu negatifdir.

Duyarlılık, Özgüllük (Belirlilik), Doğruluk aşağıdaki denklemlerle tanımlanmaktadır:

$$\text{Sensitivity} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) \times 100\% \quad (75)$$

$$\text{Specificity} = \text{TN} / (\text{TN} + \text{FP}) \times 100\% \quad (76)$$

$$\text{Accuracy} = (\text{TP} + \text{TN}) / (\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}) \times 100\% \quad (77)$$

Çizelge 4.5’de 60 akciğer görüntüsünün tümör tipini USBÇS, DVM ve en yakın komşu yöntem ile test edilmiş ve duyarlılık, özgüllük ve doğruluk sonucu gösterilmiştir ve USBÇS yöntemi diğer yöntemlere göre iyi sonuç vermiştir.

Çizelge 4.5. sınıflandırma başarımı (classification performance)

	TP	TN	FP	FN	Duyarlılık (Sensitivity)	Özgüllük (Specificity)	Doğruluk (Accuracy)
USBÇS	35	18	2	5	87.5 %	90 %	88.3 %
En yakın komşu	30	19	1	10	75 %	95 %	81.6 %
DVM	24	17	3	16	60 %	85 %	68.3 %

5. SONUÇLAR ve ÖNERİLER

Bu çalışmada akciğer bölütleme aşamasından sonra 60 akciğer görüntüsünü USBÇS, en yakın komşu ve DVM yöntemi ile test edilmiş ve sınıflandırma başarısı sırasıyla 87.5% , 75% ve 60% olarak ölçülmüştür.

USBÇS yönteminin avantajları

- Yüksek doğruluk
- Güçlü genelleme yeteneği
- Bu çalışmada USBÇS yöntemin diğer yöntemlere göre başarısı yüksektir.
- Anomaliler varsa, USBÇS bu anormalliği kendisi düzeltebilir.

USBÇS yöntemin dezavantajları

- USBÇS büyük dezavantajı eğitimi ve kuralları ayarlama için istenen zamandır.

DVM yönteminin avantajları

- Tahmin doğruluğu genellikle yüksek
- Örnekler az sayıda ve sınıflar küçük bir sayıda olduğunda, DVM genellikle diğer sınıflandırma yöntemlerine göre daha iyi performans verir.
- Büyük marjin sınıflandırıcı iyi bir genelleme sağlar.

DVM yönteminin dezavantajları

- İki'den fazla sınıflarda iyi sonuç vermez.
- Bu yöntemde eğitim, bütün kümesi üzerinde çok yavaştır.
- DVM yönteminin en büyük sınırlaması çekirdek (kernel) seçimidir.

En yakın komşu yönteminin avantajları

- Bu yöntemin uygulama ve hata ayıklaması kolaydır.
- Basit ama güçlü bir yöntemdir.
- Çok hızlı öğrenir.
- Eğer numune sayısı yeterince büyükse iyi bir sınıflandırma sağlar.
- Bu algoritma gürültülü eğitim verileri konusunda sağlamdır.

En yakın komşu yönteminin dezavantajları

- Bellek yoğunluğu: Eğitim örneğindeki tüm kayıtları saklar, dolayısıyla depolama talep eder.
- Bu algoritma, yeni gelen örnekleri iyi ve kötü huylu olarak sınıflandırmak için çok fazla zamana ihtiyaç duymaktadır, çünkü tüm eğitim örnekleri görülmek zorundadır.
- Bu algoritmanın doğruluğu eğitim veri gürültü artışı ile alçalır.

Bu çalışma, takip eden konular üzerine odaklanarak gelecekte genişletilebilir:

- 3 boyutlu görüntülerde kullanılan ana etapları uygulamak,
- Akciğer görüntüsü için yeni bölütleme algoritması bulmak,
- Bu çalışmanın ilerideki görevi daha ileri sınıflandırma için etkili özellikleri saptamaktır. Genetik programlama destekli sınıflandırıcı, akciğer BT görüntülerinden belirlenen etkili özellikleri kullanarak kanserli ve kansersiz olarak sınıflandırılmasında kullanılacaktır.

KAYNAKLAR

- Ada, A. and Kaur R., 2013. Feature Extraction and Principal Component Analysis for Lung Cancer Detection in CT scan Images. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, Volume 3, Issue 3, 187-190.
- Alhabashneh, S.M., 2010, 2011. Lung Cancer Detection Using Image Processing Techniques. MS Thesis, Computer Engineering Department, Faculty of Engineering, Mutah University, Jordan.
- Anitha, S. and Sridhar S., 2010. Segmentation of Lung Lobes and Nodules in CT Images. *Signal & Image Processing, an International Journal (SIPIJ)*, 1(1), 1-12.
- Antonelli, M., Frosini G., Lazzerini B. and Marcelloni F., 2004. Lung Nodule Detection in CT Scans. *International Conference on Computational Intelligence*, Istanbul, Turkey.
- Ayari, F., Ksouri M. and Alouani A., 2012. A computer based model for lung cancer analysis. *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, Vol. 9, Issue 5, No 1, 438-447.
- Aydın, G., 2007. Akciğer Kanserlerinde Tanı Yöntemleri. İ.Ü. Cerrahpaşa Tıp Fakültesi Sürekli Tıp Eğitimi Etkinlikleri, Sempozyum Dizisi No: 58, İstanbul, Türkiye.
- Ayyandurai, P., Kiruthiga P., Valarmathi S. and Amritha S., 2013. A Study Of Lung Cancer Analysis And Identification Using Sobel Edge Detection Method And Weka Tool. *International Journal of Engineering & Science Research*. Volume-3, Issue-3, 2706-2712.
- Aziz, Z., Padley S. and Hansell D., 2004. CT techniques for imaging the lung: recommendations for multislice and single slice computed tomography, *European Journal of Radiology* 52 (2004), 119–136.
- Bandyopadhyay, S., 2012. Edge Detection From CT Images of Lung. *International Journal of Engineering Science & Advanced Technology*., Volume - 2, Issue - 1, 34 – 37.
- Bhayan, P. and Jindal G., A Segmented Morphological Approach to Detect Tumor in Lung Images. *IJCST* Vol. 2, Issue 3, 499-502.
- Birkfellner, W., 2010. *Applied Medical Image Processing: A Basic Course*. Taylor and Francis, 403p, USA.
- Blanchet, G. and Charbit M., 2006. *Digital Signal and Image Processing using MATLAB*. HERMES Science Europe Ltd, 2001, London W1T 5DX, UK.
- Chang, T.H., Chen Z.W., Hu W.P., 2011, Intact Lung Extraction in the 2d Computer Topography Image by Using A K-Cosine Corner Detection Method. *Asian Journal of Arts and Sciences*, Vol. 2, No. 1, 1-15.
- Chaudhary, A. and Singh S., 2012. Lung Cancer Detection Using Digital Image Processing. *IJREAS*, Volume 2, Issue 2, 1351-1359.
- Chen, H., Mukundan R. and Butler A., 2011. Automatic Lung Segmentation in HRCT Images. *27th International Conference on Image and Vision Computing*, New Zealand.
- Cover, T.M. and Thomas J.A., 1991. *Elements of Information Theory*. John Wiley & Sons, Inc., 576 p, New York, USA.

- Daniel, P. and Neelima, G., 2012. Image Segmentation by using Histogram Thresholding. *International Journal of Computer Science & Engineering Technology*, Vol 2, Issue 1,776-779.
- Demirkaya, O., Asyali M., Sahoo P., 2008. *Image Processing with Matlab: Applications in Medicine and Biology*. CRC press, 451p, USA.
- Dolejsi, M., 2007. *Detection of Pulmonary Nodules from CT Scans*. PHD Thesis, Center for Machine Perception, Department of Cybernetics, Faculty of Electrical Engineering, Czech Technical University, Prague.
- Dougherty, G., 2009. *Digital Image Processing for Medica Applications*. Cambridge university press, 462 p, UK.
- Dougherty, G., 2011. *Medical Image Processing*. Springer, 397 p, New York, USA.
- Ejaz, N., Javed Sh. and Sajid Z., 2013. Implementation of Computer Aided Diagnosis System for Lung Cancer Detection. *Lecture Notes on Software Engineering*, Vol. 1, No. 4, 264-369.
- Gomathi, M. and Thangaraj P., 2010. Lung Nodule Detection using a Neural Classifier. *IACSIT International Journal of Engineering and Technology*, Vol.2, No.3, 291-295.
- Gonzalez, R. and Woods R., 2007. *Digital Image Processing*. 3rd ed., Prentice Hall, Upper Saddle River, 976 p, New Jersey, USA.
- Graham, R.N.J., Perriss R.W. and Scarsbrook A.F., 2005. DICOM demystified: A review of digital file formats and their use in radiological practice. *Clinical Radiology*, 60(11), 1133-1140.
- Gunn, S., 1998. *Support Vector Machines for Classification and Regression*, University of Southampton, 66p, UK.
- Güler, C., Bora Başara B., Kadri Yentür G., Birge B., Pulgat E. and Mamak ikinci., 2013. T.C. Sağlık Bakanlığı, Sağlık İstatistikleri Yıllığı 2012, Ankara, Türkiye.
- Han, J. and Kamber M., 2006. *Data Mining*, Multiscience Press, Elsevier, 743p, UK.
- Itai, Y., Kim H., Ishikawa S., Yamamoto A. and Nakamura K., 2007. A Segmentation Method of Lung Areas by Using Snakes and Automatic Detection of Abnormal Shadow on the Areas. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Volume 3, Number 2, 277-284.
- Jahne, B., 2005. *Digital Image Processing*. 6nd ed., Springer, 607 p, Heidelberg, Germany.
- Jakobsson, D. and Olofsson F., 2004. *Decision Support System for Lung Cancer using PET/CT Images*. Kalle Aström, Lund Institute of Technology, Lund University, Sweden.
- Joshi, D., Londhe N., 2013. Automatic Liver Tumour Detection in Abdominal CT Images. *International Journal of Computer Technology and Electronics Engineering (IJCTEE)* Volume 3, Issue 1, 25-30.
- Karthikeyan, A. and Valliammai M., 2012. Lungs Segmentation using Multi-level Thresholding in CT Images. *International Journal of Electronics and Computer Science Engineering*, Volume 1, Issue 3, 1509-1513.
- Karthikeyan, C., Ramadoss B. and Baskar S., 2012. Segmentation Algorithm for CT Images using Morphological Operation and Artificial Neural Network. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 5(2), 115-122.

- Lavanya, K., Saleem Durai M. and Sriman Narayana Iyengar N., 2011. Fuzzy Rule Based Inference System for Detection and Diagnosis of Lung Cancer. *International Journal of Latest Trends in Computing*, Volume 2, Issue 1, 165-171.
- Le, T., 2013. Segmentation of Lung Vessels Together With Nodules in CT Images Using Morphological Operations and Level Set Method. *Journal of Medical and Bioengineering* Vol. 2, No. 1, 5-10.
- Magesh, B., Scholar P., Vijayalakshmi P. and Abirami M., 2011. Computer Aided Diagnosis System for the Identification and Classification of Lesions in Lungs. *International Journal of Computer Trends and Technology*, Volume1, Issue2, 110-115.
- Memon, N.A., Mirza A.M. and Gilani S.A.M., 2006. Segmentation of Lungs from CT scan Images for Early Diagnosis of Lung Cancer. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 8(2), 892-898.
- Mesanovic, N., Grgic M., Huseinagic H., Males M., Skejic E. and Smajlovic M. 2011. Automatic CT Image Segmentation of the Lungs with Region Growing Algorithm. 18th International Conference on Systems, Signals and Image Processing, IWSSIP, 395-400.
- Nandini, C., Machodo B., Chandan C., Patil N., Aski P., 2010. Hybrid Approach for Segmenting Cancerous regions from CT scan Images of Lungs. *TECHNIA International Journal of Computing Science and Communication Technologies*, VOL. 3, NO. 1, 562-565.
- Neri, E., Caramella D., Bartolozzi C. and Baert A., 2007. *Image Processing in Radiology: Current Applications (Medical Radiology , Diagnostic Imaging)*, Springer, 434p, USA.
- Nidhi, N. and Bhardwaj V., 2014. Lung Image Segmentation Using Rotation Invariance and Template Matching. *International Journal of Emerging Science and Engineering (IJESE)*, Volume-2, Issue-3, 18-23.
- O'Rahilly, R., Müller F., Carpenter S. and Swenson R., 1983. *Basic Human Anatomy, A Regional Study of Human Structure*, W B Saunders Co, 544p, USA.
- Pandey, N. and Nandy S., 2012. A Novel Approach of Cancerous Cells Detection from Lungs CT scan Images. Volume 2, Issue 8, 316-320.
- Patil, S.A. and Kuchanur M.B., 2012. Lung Cancer Classification Using Image Processing. *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)* Volume 2, Issue 3, 37-42.
- Roger jang, J.S., 1993. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665-685.
- Russ, J., 2011. *The Image Processing Handbook*. CRC press, 885 p, USA.
- Sankar, K. and Prabhakaran M., 2013. An Improved Architecture for Lung Cancer Cell Identification Using Gabor Filter and Intelligence System. *The International Journal of Engineering and Science (IJES)*, Volume 2, Issue 4, 38-43.
- Sharma, D. and Jindal G., 2011. Identifying Lung Cancer Using Image Processing Techniques. *International Conference on Computational Techniques and Artificial Intelligence, ICCTAI*, 115-120.
- Shih, F.Y., 2010. *Image Processing and Pattern Recognition*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, 552 p, New Jersey, Canada.

- Silva, J.S., Silva A. and Santos B.S., 2000. A Fast Approach to Lung Segmentation in X-ray CT Images. Proceedings of the Recpad2000, 11th Portuguese Conference on Pattern Recognition, Portugal.
- Sudha, V. and Jayashree P., 2012. Lung Nodule Detection in CT Images Using Thresholding and Morphological Operations. International Journal of Emerging Science and Engineering (IJESE) ISSN: 2319–6378, Volume-1, Issue-2, 17-21.
- Suryanto, A., Herlambang K. and Rachmatullah P., 2005. Comparison of tumor density by CT scan based on histologic type in lung cancer patients. Acta medica Indonesiana, 37(4), 195-198.
- Tan, P.N., Steinbach M, Kumar V., 2006. Introduction to Data Mining, Pearson Addison-Wesley, 165p, USA.
- Terdale, S. and Kulhalli K., 2013. CAD System for Lung Cancer Detection using ANN. IOSR Journal of Electronics & Communication Engineering (IOSR-JECE), 11-15.
- Tina, M.ST. and John M.D., 2005. With Every Breath: A Lung Cancer Guidebook, Vancouver, WA, 496p, USA.
- Ulaş, M. ve Boyacı A., 2007. Dicom Görüntü Standardı. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri, Dumlupınar Üniversitesi, Kütahya, Türkiye.
- Ünal, D., 2008. Tipta Kullanılan Görüntüleme Teknikleri.M.S. Thesis, Orta Öğretim Fen Ve Matematik Alanlari Eğitimi Bölümü, Fizik Eğitimi Anabilim Dalı, Gazi Eğitim Fakültesi, Gazi Üniversitesi, Ankara,Türkiye.
- Varalakshmi, K., 2013. Classification of Lung Cancer Nodules using a Hybrid Approach. Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences, Vol. 4, No. 1, 63-68.
- Verschakelen, J.A. and Dewever W., 2007. Computed Tomography of the Lung: A Pattern Approach (Medical Radiology / Diagnostic Imaging). Springer, 200 p, Verlag Berlin Heidelberg, Germany.
- Wang, L., 2005. Support Vector Machines: Theory and Applications, Springer, 434p, USA.
- Xue, Z., Wong K. and Wong S., 2010. Joint registration and segmentation of serial lung CT images for image-guided lung cancer diagnosis and therapy. Computerized Medical Imaging and Graphics 34 (2010) 55–60.
- Young, I.T., Gerbrands L.J. and Van vilent L.J., 2002, Image Processing Fundamentals. Delft University of Technology, CRC Press, 112 p, Netherlands.
- Yuhua, G., Kumar V., Hall L., Goldgof D.,Li C., Korn R., Bendtsen C., Velazquez E., Dekker A., Aerts H., Lambin P., Li X., Tian J., Gatenby R. and Gillies R., 2013. Automated delineation of lung tumors from CT images using a single click ensemble segmentation approach. Elsevier, Pattern recognition, 692-702.
- Zhou, J., Chang S., Liu Q., Metaxas D.N., Zhou B., Ginsberg M.S. and Schwartz L.H., 2008. Automatic Detection and Segmentation of Large Lung Cancers from Chest CT Images. First International Workshop on Pulmonary Image Processing, Vol 1,165-174.

ÖZGEÇMİŞ

1983 yılında İıran'da doğdu. İlk, orta ve lise tahsilini Tebriz'de tamamladı. 2007 yılında İslami Azad Üniversitesi'nin Bilgisayar Mühendisliđi bölümünden mezun oldu. 2008-2010 yılları arasında Tebriz'de bir mühendislik şirketinde bilgisayar uzmanı olarak çalıştı. 2011 yılında Atatürk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü'nde Bilgisayar Mühendisliđi bölümünde yüksek lisans öğrenimine başladı.