

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**TRANSREKTAL ULTRASON YÖNTEMİYLE ELDE EDİLEN PROSTAT
GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDE ŞÜPHELİ BÖLGE TESPİTİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Müh. Mustafa YAZICI

**HAZİRAN 2012
TRABZON**

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

***TRANSREKTAL ULTRASON YÖNTEMİYLE ELDE EDİLEN PROSTAT
GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDE ŞÜPHELİ BÖLGE TESPİTİ***

Bilgisayar Mühendisi Mustafa YAZICI

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

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 25.05.2012
Tezin Savunma Tarihi : 18.06.2012**

Tez Danışmanı : Yrd. Doç. Dr. Mustafa ULUTAŞ

Trabzon 2012

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında

Mustafa YAZICI tarafından hazırlanan

***TRANSREKTAL ULTRASON YÖNTEMİYLE ELDE EDİLEN PROSTAT
GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDE ŞÜPHELİ BÖLGE TESPİTİ***

**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 29 / 05 / 2012 gün ve 1458
sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Başkan : Doç. Dr. Cemal KÖSE

Üye : Doç. Dr. İsmail KAYA

Üye : Yrd. Doç. Dr. Mustafa ULUTAŞ

Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ

Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ

Bu tez, Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Bilgisayar Mühendisliği Yüksek Lisans Programı'nda hazırlanmıştır. Bu tezde Transrektal Ultrason yöntemiyle alınan prostat görüntüleri üzerinde şüpheli bölgeleri bulmak için yöntemler denenmiş ve bir yazılım gerçekleştirilmiştir.

Öncelikle tüm öğrencilik ve akademisyenlik hayatımda benden hiçbir desteği esirgemeyen anneme, babama ve aileme teşekkürü bir borç bilirim. Kendileri gibi bir aileye sahip olduğum için çok mutlu olduğumu bilmelerini isterim.

Çalışmalarımın her aşamasında bana yardımcı olan danışmanım Yrd. Doç. Dr. Mustafa ULUTAŞ'a teşekkürü bir borç bilirim.

Ayrıca KTÜ Farabi Hastanesinde bana görüntü sağlayan ve yorumlayan tüm hekimlere ve özellikle Sayın Arş. Gör. Ali Ertan OKATAN'a çok teşekkür ederim. Yine İspanya'dan bize görüntü göndererek katkı sağlayan Sayın Rafael Llobet'e ve Doç. Dr. Ahmet T. Turgut'a, KTÜ Farabi Hastanesi Üroloji ve Radyoloji Anabilim Dalı'ndaki öğretim üyelerine, bölümümüzdeki tüm öğretim üyelerine ve özellikle Arş. Gör. Murat AYKUT'a, yüksek lisanstan arkadaşlarım Mengü DEMİR'e ve Cihat KELEŞ'e, tezime katkısı bulunan bütün herkese teşekkürü bir borç bilirim. Temennim, tezimin bundan sonraki çalışmalara fayda sağlamasıdır.

Mustafa YAZICI

Trabzon 2012

TEZ BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduđum “TRANSREKTAL ULTRASON YÖNTEMİYLE ELDE EDİLEN PROSTAT GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDE ŞÜPHELİ BÖLGE TESPİTİ” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Yrd. Doç. Dr. Mustafa ULUTAŞ’ ın sorumluluđunda tamamladıđımı, örnekleri kendim topladıđımı, deneyleri ilgili laboratuvarlarda yaptıđımı, başka kaynaklardan aldıđım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdıđimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandıđımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiđimi beyan ederim. 16/07/2012

Mustafa YAZICI

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ BEYANNAMESİ	IV
İÇİNDEKİLER	V
ÖZET.....	VIII
SUMMARY.....	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	X
TABLolar DİZİNİ	XII
SEMBOLLER DİZİNİ.....	XIII
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Çalışmanın Amacı.....	1
1.2. Prostatın Anatomisi	1
1.2.1. Santral Zon.....	3
1.2.2. Transisyonel Zon	3
1.2.3. Periferik Zon.....	3
1.2.4. DRE Testi	4
1.2.5. PSA (Prostate Specific Antigen)	4
1.2.6. TRUS.....	5
1.2.7. Biyopsi.....	5
1.2.8. Ultrason Görüntüleme	6
1.3. Gürültü Giderme Teknikleri	7
1.3.1. Ortanca Filtresi.....	7
1.3.2. Gauss Filtresi	7
1.3.3. Gabor Filtresi.....	7
1.3.3.1. Karmaşık Sinüzoid Fonksiyonu.....	8
1.3.3.2. Gabor Fonksiyonunun Yapıtışı Olan Gauss Fonksiyonu	9
1.3.3.3. Karmaşık Gabor Fonksiyonu	10
1.3.4. Gabor Dalgıklarının Üretimi	10
1.3.5. Gabor Dönüşümünün Avantajları	11
1.4. Bölütleme Teknikleri	11

1.4.1.	Bölge Büyütme	12
1.4.2.	Böl ve Birleştir	12
1.4.3.	K-Ortalama	13
1.4.3.1.	Uzaklık İşlevleri	13
1.4.3.2.	Küme Sayısının (k) Belirlenmesi	14
1.5.	Görüntüye Ait İstatistikî Öznitelikler	15
1.5.1.	Karşıtlık (Kontrast)	15
1.5.2.	Enerji	15
1.5.3.	İlinti	15
1.5.4.	Tek Biçimlilik	16
1.5.5.	Düzensizlik	16
1.6.	Sınıflandırma Teknikleri	16
1.6.1.	K-Yakın Komşuluğu	16
1.6.2.	Karar Ağaçları	18
1.6.2.1.	Tek Değişkenli Karar Ağaçları	18
1.6.2.2.	Çok Değişkenli Karar Ağaçları	19
1.6.2.3.	Melez Karar Ağaçları	19
1.6.3.	Bayes Sınıflandırma	19
1.6.4.	Fisher Sınıflandırıcısı	21
1.6.5.	Destek Vektör Makineleri	22
1.6.6.	Yapay Sinir Ağları	23
1.6.6.1.	Giriş Değerleri	25
1.6.6.2.	Ağırlıklar	25
1.6.6.3.	Toplama Fonksiyonları	25
1.6.6.4.	Aktivasyon Fonksiyonu	26
1.6.6.5.	Hücrenin Çıktısı	26
1.6.6.6.	Yapay Sinir Ağlarının Avantajları	26
1.6.6.7.	Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları	27
1.7.	Önceki Çalışmalar	27
2.	YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME	30
2.1.	Programın Adımları	30
2.2.	Brodatz Görüntüleri Üzerinde Yapılan İşlemler	33

2.3.	Yumuşatma İşlemleri	35
2.4.	Görüntüleri Gabor Filtresi'nden Geçirme	36
2.4.1.	Filtre Bankasının Tasarımında Uygun Değerlerin Belirlenmesi.....	36
2.5.	Öznelik Çıkarma	37
2.5.1.	Büyükölük Yanıtı.....	37
2.5.2.	Uzaysal Yumuşatma	37
2.5.3.	Gerçel Bileşen	37
2.5.4.	Piksel Komşuluđu Bilgisi	37
2.5.5.	Lineer Olmayan Sigmoid Fonksiyonu.....	38
2.6.	Prostat Görüntülerini Bölütleme	38
2.6.1.	Prostat Kanserinin Dokusal Özellikleri	41
2.6.2.	Koyu (Hipoekoik) Bölge İçeren Prostatın Bölütlenmesi	41
2.6.3.	Kalsifiye Bölge Bulunduran Prostatın Bölütlenmesi	42
2.7.	Öznelik Çıkarma	43
2.7.1.	GDOM özelliklerinin Çıkarılması	43
2.7.2.	Bölütlerin İçinin Doluluk Testi.....	44
2.8.	Öznelik Verilerini Sınıflandırma	44
2.9.	Başarı hesaplama formülleri	45
3.	SONUÇLAR	49
4.	ÖNERİLER	50
5.	KAYNAKLAR.....	51

ÖZGEÇMİŞ

Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

*TRANSREKTAL ULTRASON YÖNTEMİYLE ELDE EDİLEN PROSTAT GÖRÜNTÜLERİ
ÜZERİNDE ŞÜPHELİ BÖLGE TESPİTİ*

Mustafa YAZICI

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı
Danışman: Yrd. Doç. Dr. Mustafa ULUTAŞ
2012, 54 Sayfa

Prostat, erkek üreme sistemindeki yardımcı bir bezdir. Prostat iltihabı, prostat büyümesi ve prostat kanseri gibi prostat rahatsızlıkları elli yaş üzeri erkeklerde sıklıkla görülmektedir. Diğer kanser türlerinde olduğu gibi, prostat kanseri de erken teşhis edilirse tedavi edilebilir.

Bilgisayar-destekli tanı, tıbbi görüntüleme alanlarından birisidir. Dizinde tanı tekniklerinin güvenilirliği artırdığını rapor eden birçok yayın bulunmaktadır. Bu çalışmada, biopsi alınması gereken şüpheli prostat bölgelerinin seçiminde hekime yardımcı olması için TRUS prostat görüntülerini işleyerek analiz eden bir program geliştirilmiştir. Gabor filtre bankası çıkışına uygulanan k-ortalamlar kümeleme ile prostat görüntüsü bölütlenmektedir. Daha sonra, gruplardan Gri-Düzey eş-Oluşum Matrisleri (GDOM) oluşturularak bölgeler sınıflandırılmıştır.

Anahtar Kelimeler: TRUS, Biyopsi, Bilgisayar destekli teşhis, Prostat kanseri

Master Thesis

SUMMARY

SUSPICIOUS REGION DETECTION FROM TRANSRECTAL ULTRASOUND PROSTATE IMAGES

Mustafa YAZICI

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Computer Engineering Graduate Program
Supervisor: Assist. Prof. Dr. Mustafa ULUTAŞ
2012, 54 Pages

Prostate is a gland and assists the male reproduction system. Prostate disorders like prostatitis, prostate hyperplasia and prostate cancer are common in males older than fifty. Like other cancers, prostate cancer can be treated well if detected early.

Computer-aided diagnosis is one of the most active research fields in medical imaging. There are many publications in the literature reporting improved reliability of diagnosis techniques. A program is developed in this thesis to process and analyze prostate images acquired by Transrectal Ultrasound (TRUS) imaging in order to help physician decide suspected regions to be sampled for biopsy. The program segments prostate images by using k-means clustering of the outputs of a gabor filter bank. Then, clusters are used to form Gray-Level Co-occurrence Matrices (GLCM) and finally regions are classified.

Keywords: TRUS, Biopsy, Computer aided diagnosis, Prostate cancer

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa No

Şekil 1.1. Prostatın Anatomisi	2
Şekil 1.2. Prostatın temel bölgeleri	2
Şekil 1.3. Örnek prostat görüntüsü	6
Şekil 1.4. Karmaşık sinüzoidal fonksiyon	8
Şekil 1.5. Gauss fonksiyonunun grafiksel gösterimi (a) Tek boyutlu Gauss fonksiyonu (b) 2 boyutlu Gauss fonksiyonu.....	9
Şekil 1.6. Gabor dalgacık örnekleri	11
Şekil 1.7. K yakın komşuluk algoritması için örnek sınıflandırma	17
Şekil 1.8. Karar ağacı elemanları	19
Şekil 1.9. Renklere göre kümelenmiş örnek bir saçılım diyagramı	20
Şekil 1.10. Bayes sınıflandırıcısına göre tasnif edilecek bölge	21
Şekil 1.11. Fisher Sınıflandırıcısına göre ayırıştırma	22
Şekil 1.12. Destek Vektör Makinesi ile marjini maksimum yapmak	23
Şekil 1.13. Örnek bir sinir hücresi	24
Şekil 1.14. Basit sinir hücresi modeli	24
Şekil 2.1. Algoritmanın Temel Yapısı.....	31
Şekil 2.2. Elle bölütlenmiş prostat resmi	32
Şekil 2.3. Brodatz görüntülerinin farklı açılarda bölütlenmesi (a) 5 doku içeren Brodatz . . görüntüsü (b) 15° derece için sonuç (c) 30° için sonuç (d) 45° için sonuç (e) 60° için sonuç (f) 90° için sonuç (g) 120° için sonuç.....	34
Şekil 2.4. Farklı uzaysal frekansa ve aynı histograma sahip görüntüler (a) Satranç tahtası (b) Düşey siyah-beyaz sütunlardan oluşan görüntü.....	38
Şekil 2.5. Örnek prostat görüntüsünün değişik bölütleme algoritmalarıyla bölütlenmiş hali (a) kaynak görüntü (b) $k = 5$ değeri için k ortalama algoritması (c) watershed (b) algoritması ile bölütlenmiş görüntü	39
Şekil 2.6. Değişik k parametrelerine göre elde edilen görüntüler.....	40
Şekil 2.7. Hipoekoik bölge bulunduran prostatın bölütlenmesi (a) Elle bölütlenmiş prostat görüntüsü (b) Bölütleme sonucu	41
Şekil 2.8. Kalsifiye 2 bölge bulunduran prostatın bölütlenmesi (a) Orijinal görüntü (b) Bölütleme sonucu.....	42

Şekil 2.9. Kalsifiye bölge içeren prostatın bölütlenmesi (a) Kalsifiye bölge bulut prostat görüntüsü (b) Bölütleme sonucu.....	42
Şekil 2.10. Sınıflandırıcı performanslarının grafiksel gösterimi.....	47
Şekil 2.11. Testlerin ortalamalarının karşılaştırılması	48

TABLULAR DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1. Sık kullanılan uzaklık işlevleri	13
Tablo 2. Dizinde sık kullanılan toplama işlevleri	25
Tablo 3. Çeşitli aktivasyon fonksiyonları	26
Tablo 4. Çalışmada kullanılan GDOM özellikleri	43
Tablo 5. Karar Ağacı yöntemiyle elde edilen bir sonuca örnek.....	45
Tablo 6. İşaretili bölgeler üzerinde üç farklı sınıflayıcının doğruluk, özgüllük ve duyarlılık değerleri	46

SEMBOLLER DİZİNİ

2D	2 Boyutlu
3D	3 Boyutlu
GDOM	Gri Düzey Eş Oluşum Matrisi
KA	Karar Ağacı
kNN	k Nearest Neighbour
GLCM	Gray Level Co-Occurrence Matrix
GLRLM	Gray Level Run Length Matrix
PSA	Prostate Spesifik Antigen
RF	Radio Frequency
ROC	Receiver Operating Characteristic
TRUS	Transrektal Ultrason
YSA	Yapay Sinir Ağları

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Çalışmanın Amacı

Kanser, günümüzde nükleer kazalar, gen yapısıyla oynanan besinler, hava kirliliği, şehir yaşamının getirdiği stres, sıkıntı ve giderek insan yaşamında daha geniş yer tutan kimyasal maddeler yüzünden insan sağlığını tehdit eden başlıca hastalıklardan birisidir. Erkeklerde en sık gözlenen kanser türlerinden biri bir üreme organı olan prostat üzerinde oluşan prostat kanseridir. Prostat kanseri erken tanı konulduğunda rahatlıkla iyileştirilebilen fakat tanıda geç kalınması durumunda tüm vücuda yayılarak ölüme yol açabilen bir hastalıktır. Dünya hekimleri tarafından prostat kanseri tanısında en sık başvurulan yöntem ultrason ile organı incelemek ve eğer kuşku edilen bir bölge gözlenirse o bölgeden örnek kitle almaktır. Biyopsi adı verilen bu kitle alma işlemi hastaya son derece acı veren ve dikkatsiz davranılırsa tümörün yayılması gibi bir yan etki gösterebilen bir operasyondur. Ultrasonun çok gürültülü sonuç üretmesi ve tek biçimli bir yapıya sahip olmaması dolayısıyla hekimler tanıda kolayca yanılabilmekte ve bu durum da hasta rahatı ve sağlığı için olumsuz sonuçlar doğurabilmektedir.

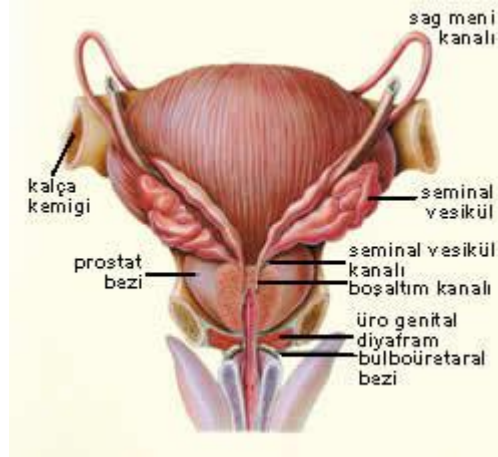
Bu çalışmada hekimlerin kararlarına yardımcı olabilmek ve biyopsi sayısını olabildiğince azaltmak için prostat kanserinin bilgisayar destekli tanısına çalışılmış ve geliştirilen temel bölütleme tekniği değişik sınıflandırma algoritmalarıyla test edilmiştir.

1.2. Prostatın Anatomisi

Yunanca 'prostates' koruyucu anlamına gelen prostat, boşaltım sisteminin sonunda, mesane ve dış idrar kanalı arasında bulunan kestaneye benzeyen bir organdır [1]. Prostat bir hastalık değil, tüm erkeklerde bulunan bir organdır. Prostat, sadece erkeklerde bulunan bir salgı bezi ve üremeye yardımcı bir organdır. Kadınlarda prostat ve prostat işlevi gören başka bir organ yoktur. Prostat; idrar kesesi ile dış idrar yolu arasında yerleşen, ceviz büyüklüğünde, 18 - 20 gr. ağırlığında, yardımcı bir üreme organıdır. Temel işlevi, meninin sıvı kısmının oluşturulmasına yardımcı olması ve erkeklerin iltihap kapmasını önleyici olmasıdır.

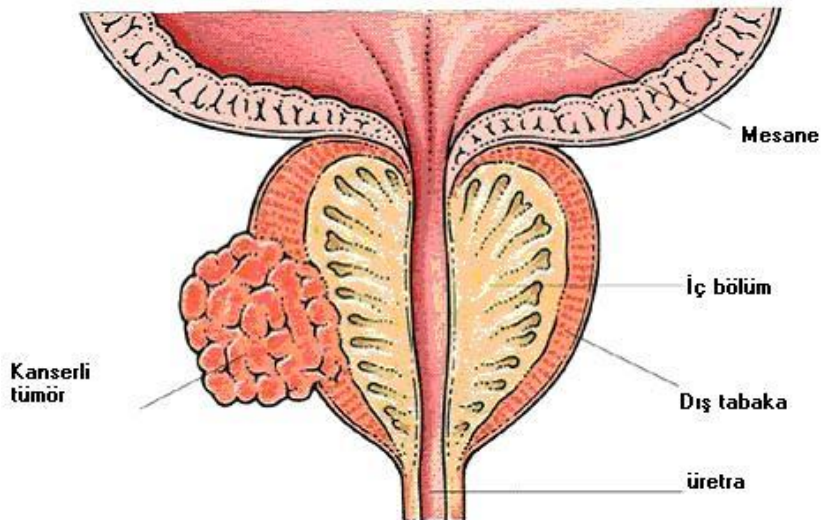
Prostat, yaş ilerledikçe büyüyen bir organdır. Yaklaşık olarak 25 - 30 yaşından sonra büyümeye başlar, prostat hastalıkları bulguları 50 yaş civarında ortaya çıkmaya başlar.

Şekil 1.1’de prostatın vücutta bulunduğu yer gösterilmiştir [2].



Şekil 1.1. Prostatın anatomisi

Prostat, erkeklerde idrar yolu çevresinde bulunan bir organdır. İçerisinde 3 adet anatomik yapı bulunur. Şekil 1.2’de prostat bölgesi yakından gösterilmiştir [3].



Şekil 1.2. Prostatın temel bölgeleri

1.2.1. Santral Zon

Glandüler yapılardan oluşur, verumontanumun arkasında üretrayı saracak biçimde yerleşmiştir. Birbirlerine bitişik oldukları için santral zon ile transisyonel zon arasındaki ayrımı yapmak zordur [1]. Bu bölgede kanser nadiren görülmektedir.

1.2.2. Transisyonel Zon

Üretranın hemen çevresinde yer alan küçük bir grup glandüler elemandan oluşmuştur. Tüm prostatın %5'inden azını oluşturmasına rağmen fonksiyonel önemi çok fazladır. Benign hiperplazisinin köken aldığı zon olarak tanımlanmıştır [1].

1.2.3. Periferik Zon

Glandüler yapıları içeren prostatın en büyük bölümüdür. Prostat kanseri genellikle bu bölgede görülmektedir. Bu yüzden bu bölgede şüphelenilen alan olması durumunda biyopsi alınmalıdır.

Prostat ile ilgili hastalıklar özellikle 50 yaşından büyük kişilerde ortaya çıkmaktadır. Prostat kanseri Amerika'da erkeklerde en sık rastlanan deri kanserinin ardından 2. kanser türüdür. Amerikan kanser derneğinin 2012 yılı tahminlerine göre 241740 prostat kanserinin teşhis edileceği ve yaklaşık 28170 erkeğin bu hastalık sebebiyle öleceği tahmini yapılmıştır [4].

Gelişmiş batı ülkelerinde her 6 erkekten birinde prostat kanseri riski bulunmakta ve tamamına yakınında ise iyi huylu prostat büyümesine ait şikâyetler gözlenmektedir [5]. Şu an Amerika'da 2 milyonun üzerinde prostat kanserli hasta yaşamını devam ettirmektedir. Ölümcül olma bakımından yaklaşık %3'lük oranı bulunan prostat kanseri akciğer kanserinin ardından 2. sırada yer almaktadır [6]. 2011 yılı istatistiklerinin yayınlandığı Kanada'da [6] erkeklerde en sık görülen kanserin prostat kanserinin olacağı ve yaklaşık 25500 kişide teşhis edileceği tahmini yapılmıştır. Ölüm oranında prostat kanserinin 4100 ölümle 3. sırada olacağı tahmini yapılmıştır. Prostat kanseri tehlikeli bir kanser türüdür. Her hastalıkta olduğu gibi bu hastalıkta da erken tanı oldukça önemlidir. Bu yüzden 50 yaşının üzerindeki erkekler prostat ile ilgili kontrollerini yapmaya özen göstermelidirler. Prostat kanserinin teşhisi için klinik

veriler ve hastanın öyküsü ardından tıbbi görüntüler ve en sonunda da hastadan alınan biyopsi ile patoloji tarafından son karar verilmiş olur.

Bu çalışmada bilgisayar destekli teşhis için elde edilen TRUS görüntüler üzerinde işlemler yaparak radyologlara ve ürologlara yardımcı olmaya çalışılmıştır. Özellikle TRUS görüntülerin en kötü özelliği olan noktasal gürültüler bu çalışmada aşılmaya çalışılan sorunların başındadır. Bu görüntüler diğer tıbbi görüntülerle karşılaştırıldığında daha düşük kaliteye sahip olduklarını söylemek mümkündür. Bu yüzden yapılacak işlemde çok dikkatli olunmalıdır. Çünkü işlem yaparken ayrıntılar kesinlikle kaybolmamalıdır. Belki de hastalığın teşhisinde kullanılacak olan detay o kısımda gizlidir.

TRUS görüntülerin görüntü kalitesinin düşük olması önemli dezavantajken aynı zamanda görüntünün kolay ve hastaya zararlı ışınlar verilmeden alınması diğer tıbbi görüntüleme yöntemlerine göre avantajlı olmasını sağlamaktadır. Diğer yöntemlere göre ucuz ve çevrede önemli değişiklikler olmasına gerek kalmamaktadır. Fakat bu görüntülerde düşük kontrastlık ve zayıf kenar bulunması bilgisayar destekli tanıyı güçleştirmektedir.

1.2.4. DRE Testi

Hekim, eline geçirdiği eldiven ile hastanın makatına parmağını sokarak prostat bölgesinde meydana gelen sertlikleri belirlemeye çalışır. Bu yöntem hastalığın teşhisinde %21-%39 arasında doğruluk payına sahip olup yanlış negatif sonuç üretmektedir o yüzden hastalığın teşhisinde tek başına yeterli olamamaktadır. Prostat normalde burun ucundaki kıkırdak dokusu sertliğinde olmaktadır. İyi huylu prostat büyümesi sorununda lastik kıvamında ve prostat kanseri durumunda taş sertliğinde ve kronik enfeksiyonlarında endüre ve konjesyone olarak palpe edilir [7].

1.2.5. PSA (Prostate Specific Antigen)

Bu yöntem kandaki PSA değerini ölçerek prostat kanseri riskini belirler. Prostat kanserlerinde genellikle serum PSA değeri yükselir. Organa sınırlı olanların %20-%25'inde 4 ng/ml değerinin altında olabilir [8]. Eğer PSA değeri 4 ng/ml ile 10 ng/ml değerleri arasında ise bu normal durumdur, eğer bu değer 10 ng/ml değerinin üstünde ise doktor şüphe duyar. Bu bilgilere ek olarak hastaların 4'ün altında PSA değerine sahip olanlarında da %15 oranında

kanser çıktığı da bir gerçektir. Bu yüzden PSA değerinin yüksek olması riski yükseltir ve bu değer düşük olması kanser bulunmadığı anlamına da gelmemektedir.

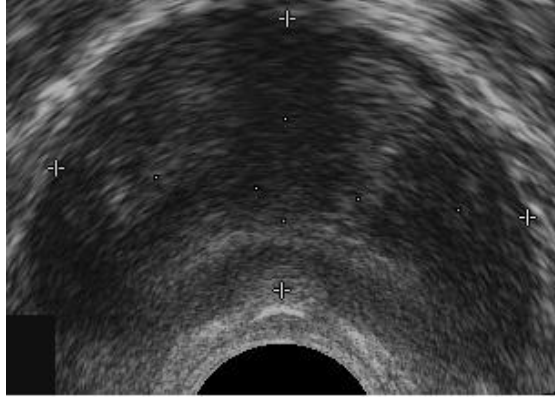
1.2.6. TRUS

Prostatın görüntülenmesinde kullanılan bu yöntemde rektuma yerleştirilen uzun ve ince proplar kullanılır. Kanserli bölgeler görüntülenmeye ve biyopsi tabancası eşliğinde biyopsiler alınmaya çalışılır. Neredeyse tüm prostat iğne biyopsileri yapılırken TRUS tekniğinden yararlanılmaktadır. Yöntemin en büyük avantajı yüksek frekanslı yüzeysel doku transducerlerinin kullanılmasından dolayı görüntü rezolüsyonunun suprapubik incelemeye göre çok yüksek olmasıdır [1]. Bu görüntüleme sayesinde radyologlar prostatın içyapılarını görebilme imkânı bulmaktadır. Özellikle kanserin genellikle gözlemlendiği periferik zon incelenmekte ve bu bölgede hipoeoik görülen kitleler gözlemlenerek biyopsi alınmaktadır. Ayrıca bu teknik sayesinde prostat hacmi hesaplanabilmekte, kriyocerrahi ve brakiterapide de kullanılmaktadır.

1.2.7. Biyopsi

Hasta hakkında kesin tanının edinildiği işlem bu işlemdir. Hastadan alınan dokular pataloglarca incelenerek kesin yargıya varılır. Karadeniz Teknik Üniversitesi Farabi Tıp Fakültesi Araştırma hastanesi radyologlarıyla yapılan görüşmede hastalardan yaklaşık 10-20 civarı biyopsi alındığı belirlenmiştir. Biyopsi işlemi zaman alıcı ve hastanın canını yakan bir işlemdir. Bu yüzden az sayıda biyopsi alınması hem hastayı rahatlatacak, hem radyologlara yaptıkları işlemi daha kısa sürede de bitirebilme imkânı sunacaktır. Fakat biyopsinin az sayıda alınması durumunda karşılaşılan en büyük problemlerin başında yanlış negatif üretme riski gelmektedir. Bu durum aslında prostat kanseri olan bir hastadan alınan az sayıda biyopsi örneğinde kötü huylu doku gözlenememesi sonucunda temiz raporu verilmesine neden olmaktadır.

Bu yüzden ilgilenilen bölgeler doğru tespit edilmelidir. Bu bölgeler tespit edilirken de radyologlara mümkün olduğunca az işlem gerektiren ve tecrübeli radyolog gibi karar veren bir sistem tasarlanmalıdır. Şekil 1.3'te örnek bir prostat için ultrason görüntüsü ve prostat üzerinde yer alan bölgeler görülmektedir.



Şekil 1.3. Örnek prostat görüntüsü

1.2.8. Ultrason Görüntüleme

Tıbbi görüntüleme tekniklerinde yaşanan gelişmelerle birlikte sadece basit görüntüleme veya dokuların anatomik yapılarına bakmakla, hastalık tespiti, gelişmiş cerrahi planlama ve simülasyon, ışın tedavisi planlaması yapılmaktadır [9]. Bu tekniklerden ultrason görüntüleme tekniği yaklaşık 60 yıldır yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu teknikte 1-10 MHz arasında yüksek frekanslı ses dalgaları ve bu dalgalara verilen yansıma yanıtları kullanılmaktadır. Güvenli, cerrahi işlem gerektirmeyen ve ucuz bir yöntem olması sebebiyle günümüzde kullanılan görüntüleme teknikleri arasında da popülerliğini korumaktadır. Hastane ve kliniklerin tamamına yakınında ultrason cihazları bulunmaktadır. Ultrason görüntülemesinde görüntü oluşumu 3 temel aşamada gerçekleşmektedir. İlk olarak proptan, görüntülenmek istenen dokulara ses dalgası gönderilir. Dokulara çarpan ses dalgası yansiyarak farklı genlik değer ve faz açılarında geri dönerler. Transducer tarafından elektrik işaretlerine dönüştürülen ses dalgaları sayısal görüntülere dönüştürülerek ultrason cihazının ekranında gösterilir.

Ultrason görüntülemesinde en büyük problemlerin başında noktasal (speckle) gürültü gelmektedir. Bu gürültü etkisiyle görüntü kalitesi düşmektedir. Bunu meydana getiren başlıca neden yansıyan ses dalgaları arasında girişimin meydana gelmesidir.

1.3. Gürültü Giderme Teknikleri

İki boyutlu sayısal bir işaret olan görüntü üzerinde resim ile ilgisi olmayan ve tanıma işlemini tamamen ya da kısmen engelleyen her türlü veriye gürültü adı verilmektedir. Ultrason kaynaklı prostat görüntülerinin çok gürültülü yapıya sahip olması tanı koyma işlemini güçleştiren en önemli etkendir ve gürültü giderme tekniklerini kullanmayı zorunlu kılmaktadır.

1.3.1. Ortanca Filtresi

Ortanca (medyan) filtresi özellikle kenar bilgilerini fazla etkilemeden gürültü azaltabilmesi özelliğiyle görüntü işleme alanında sıkça kullanılmaktadır. Filtre doğrusal olmayan sayısal filtre olup, özellikle tuz ve biber gürültüsünün azaltılmasında sıkça kullanılmaktadır. Bu filtrelemeyle amaç daha sonra yapılacak işlemlerin başarısını artırmak olmaktadır. Örneğin görüntü bölütlemesi yapılacaksa, gürültülerden dolayı oluşan yanlış kenarlar bulma sorununa çözüm bulmak için bu filtreden yararlanır. Filtrenin çalışma ilkesi oldukça basittir. Pencere içerisinde bulunan nümerik değerler sıralanır ve dizinin ortasında bulunan değer, pencerenin merkezinde bulunan görüntü elemanına yazılır.

1.3.2. Gauss Filtresi

Literatürde Gauss bulanıklaştırma veya Gauss yumuşatması olarak kullanılmaktadır. Görüntü pikselleri Gauss fonksiyonu ile konvolüsyona girerek yüksek frekanslı bileşenler elenir [10]. Bu davranışından dolayı alçak geçiren bir filtredir. Gauss filtresi kullanılırken boyutunun seçimi de oldukça önemlidir. Fonksiyonun 2 yönde kaç noktada hesaplandığı filtrenin boyutlarını belirler.

1.3.3. Gabor Filtresi

Gabor filtresi [11] görüntü işleme uygulamalarında sıklıkla başvurulan bir dalgacık filtresi türüdür. Gabor filtresi görüntünün uzaysal frekans bileşenlerinin analiz edildiği durumlarda kullanılır. Gabor filtresinin karmaşık sinüzoid ve Gauss işlevlerinden oluşan iki

temel yapıtaşı vardır. Karmaşık sinüzoid iki boyutlu bir sinüs işlevidir. İşlevin gerçel kısmı kosinüs dalgası içerir. Sanal kısmı, bu kısım gerçel kısma diktir, sinüs dalgası içerir. Bu fonksiyon P fazı u_0 ve v_0 da Kartezyen koordinatlardaki uzaysal frekanslar olmak üzere (1) ile ifade edilir.

$$s(x, y) = e^{(j(2\pi(u_0x+v_0y)+P))} \quad (1)$$

Karmaşık sinüzoid işlevin gerçel ve sanal kısımları (2) ve (3) ile ifade edilir.

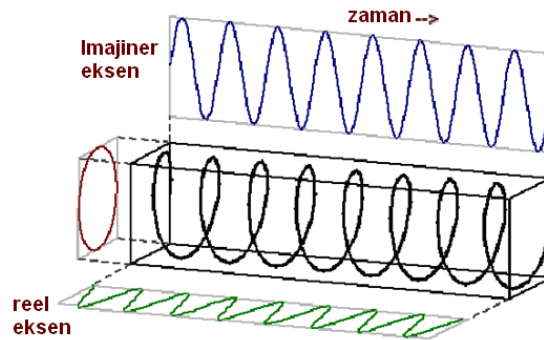
$$\text{Re}(s(x, y)) = \cos(2\pi(u_0x + v_0y) + P) \quad (2)$$

$$\text{Im}(s(x, y)) = \sin(2\pi(u_0x + v_0y) + P) \quad (3)$$

Karmaşık sinüzoid işlevi Şekil 1.4'te görülmektedir.

1.3.3.1. Karmaşık Sinüzoid Fonksiyonu

Sinüzoid, sinüs fonksiyonu eğrisine verilen addır. Karmaşık sinüzoid ise 2 boyutludur. Eksenlerinden birincisi reel eksen olup kosinüs dalgasından oluşmaktadır. İkinci eksen imajiner eksen olup sinüs dalgası içermektedir. Bu 2 eksen birbirlerine diktir. Şekil 1.4'te karmaşık sinüzoidal fonksiyonunu meydana getiren bileşenler ve birleşimiyle meydana gelen dairesel sarmal şekli gözükmemektedir [12].



Şekil 1.4 karmaşık sinüzoidal fonksiyon

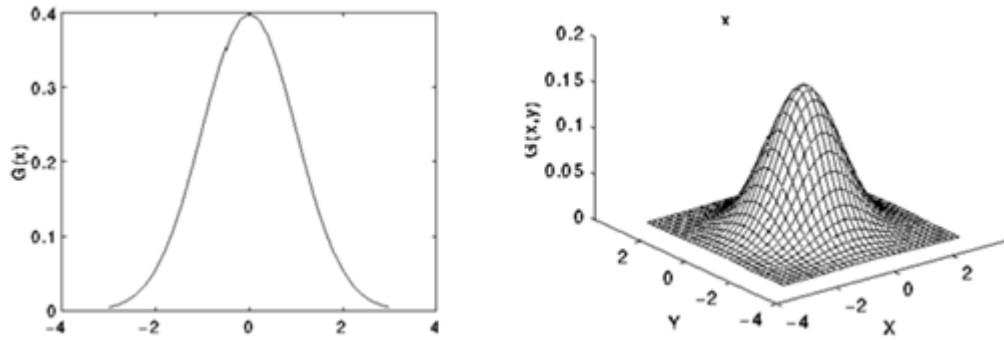
Karmaşık sinüzoidal fonksiyonunun matematiksel ifadesi (1)'de gösterilmiştir.

Bu ifadenin kutupsal koordinatlardaki karşılığı (4)'de verilmiştir.

$$s(x, y) = e^{j(2\pi F_0(x \cos \alpha_0 + y \sin \alpha_0) + P)} \quad (4)$$

1.3.3.2. Gabor Fonksiyonunun Yapıtışı Olan Gauss Fonksiyonu

Gauss fonksiyonu M ortalaması etrafında σ standart sapmasıyla yayılım gösteren verilerin matematiksel ifadesidir. Şekil 1.5'te tek boyutlu ve 2D (2 boyutlu) Gauss fonksiyonlarının grafikleri verilmiştir.



Şekil 1.5. Gauss fonksiyonunun grafiksel gösterimi (a) Tek boyutlu Gauss fonksiyonu (b) 2 boyutlu Gauss fonksiyonu

Tek boyutlu Gauss fonksiyonu;

$$e^{-\left(\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (5)$$

Normalleştirilmiş tek boyutlu Gauss fonksiyonu;

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi a^2}} e^{\left(-\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (6)$$

Tek boyutlu Gaussian fonksiyonundaki argümanlar kullanılarak iki boyutlu Gaussian fonksiyonu kartezyen koordinatlarda aşağıdaki formüldeki gibi yazılabilir.

$$f(x, y) = Ke^{\left(-\pi(R_x(x-x_0)^2 + R_y(y-y_0)^2)\right)} \quad (7)$$

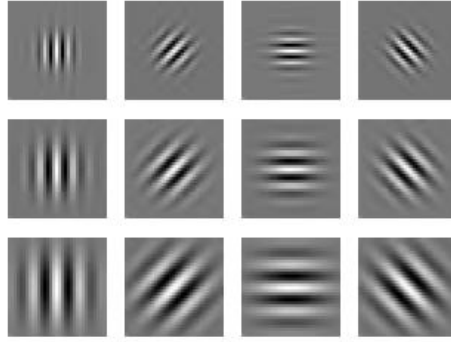
1.3.3.3. Karmaşık Gabor Fonksiyonu

1946 yılından önce Fourier dönüşümü işaret işlemede güncel bir yaklaşım olarak kabul görmüş ve Fourier analizi özellikle mühendislik ve fizik alanında yaygın olarak kullanılmıştır [12]. Bu yöntemde amaç rasgele işaretlerin, Fourier serileri adı verilen trigonometrik fonksiyonlar cinsinden ifade edilmesidir. Bu yöntemin en büyük dezavantajı işaretin hangi kısmının frekans tayfindaki hangi bileşenleri ortaya çıkardığı hakkında bilgi vermemesidir. Sadece mevcut frekansların global bilgisini ölçmektedir .

Bu yıllarda üzerinde çalışılan önemli bir alan daha vardı. O da uzaysal-frekans domeni ve frekans domeninde yerleşmeyi sağlayabilmektir. 1946 yılında Dennis Gabor tarafından ortaya atılan Gabor fonksiyonu ile tam da bu amaç güdülmüştür [12].

1.3.4. Gabor Dalgacıklarının Üretimi

Gabor dalgacıkları, insan görme sistemi (Human Visual System) özelliklerine dayanan konik görme sinirlerinin özelliklerini yansıtmaya çalışmak için kullanılmaktadır. İnsanlar doku analizi yaparken 3 temel özellik kullanılmaktadır. Bunlar tekrarlılık, yön ve karmaşıklık özellikleridir. Gabor dalgacıkları tekrarlılık ve yön özellikleri için frekans ve açı özelliği parametrelerini sunmaktadır. Şekil 1.6'da Gabor dalgacıklarına örnekler görülmektedir.



Şekil 1.6. Gabor dalgacık örnekleri

1.3.5. Gabor Dönüşümünün Avantajları

Gabor fonksiyonları İnsan görme sistemi özelliklerini yansıtmaktadır. Gabor fonksiyonları teorik olarak minimum uzay-frekans band genişliği sonucunu elde eder. Bu, verilen bir band genişliği için uzaysal çözünürlüğün en yüksek değere çıkartılması anlamına gelir.

Bir dar-band Gabor fonksiyonu analitik bir fonksiyona yaklaşır. Analitik fonksiyonla katlanmış işaretler de analitiktir ve uzaysal domende genlik ve faz karakteristiklerinin ayrı ayrı çözümlenmesine izin verirler.

1.4. Bölütleme Teknikleri

Görüntü bölütleme; görüntü işleme, bilgisayarlı görme alanlarında temel yapılardan olup bu işlemde yapılacak küçük bir hatanın sonraki adımlarda elde edilecek sonuçlara çok büyük etkisi olmaktadır. Tıbbi görüntülerin bölütlenmesi de oldukça önemli olup, öznel olmasından dolayı bu işlemlerin tam otomatik gerçekleşmesi büyük fayda sağlayacaktır. Çünkü bölütlemelerin yapılması hem hekimler için vakit kazancı oluşturacak hem de daha kolay ve daha doğru kararlar alabilmelerini sağlayacaktır. Tıbbi görüntüler üzerinde bölütleme işlemi özellikle 2 alanda karşımıza çıkmaktadır. Bunlardan ilki organın, arka plan görüntüsünden ayrılması olmaktadır. İkinci olarak da organın iç dokularından farklı özellik gösteren kısımlarının bölütlenmesi işlemidir. Bu çalışmada ikinci bölütleme türü üzerinde durulmaktadır.

Bölütlemede ana amaç görüntüyü kullanıcıya daha basit bir yapıda sunabilmek veya görüntü sunumunu değiştirerek daha kolay ve daha anlamlı sonuçlar çıkarılabilmesini sağlamak olmaktadır. Görüntü bölütleme işleminin ardından elimizde ya farklı özellikler gösteren bölge parçaları kalır ya da farklı bir bölge içeren bölgenin kenar özellikleri kalır [13]. Bunu yaparken amaç ilgilenilen bölgenin (region of interest) ne olduğu ile ilgilidir. Görüntü bölütlemek için yumuşak bölütleme ve sert bölütleme olmak üzere iki farklı yöntem seçilebilir.

1.4.1. Bölge Büyütme

Bölge büyütme algoritması [14], basit bir piksel tabanlı bölütleme yöntemidir. Bu yöntemde başlangıçta seçilen tohum bölgeleri oldukça önemli yer tutmaktadır. Bu yaklaşımda tohumun komşu piksellerine bakılarak, aynı bölgeye dâhil edilip, edilemeyeceğine karar verilir. Tohum noktaları belirlenir ve bu noktalara benzer özellik gösteren noktalar eklenerek bölge büyütülür.

Tohum noktalarının seçimi problemden probleme göre değişmektedir. Öncelik bilgisi mevcut değilse, kümeleme kullanılabilir, her piksel için ilgili değerler hesaplanır ve küme merkezlerine göre işlem yapılır.

Bu yöntemde benzerlik ölçütünün seçimi önemli bir yer tutmaktadır. Bu değer üzerinde düşünülen probleme göre veya elimizde bulunan görüntü tipine göre değişmektedir.

Algoritmanın durma koşulu belirlenir. Belirli iterasyonlardan sonra artık noktaların kümesinde bir değişiklik olmayacaktır.

1.4.2. Böl ve Birleştir

Bu yöntemde resim öncelikle keyfi olarak parçalara bölünür. Ardından gerekli koşulu sağlayan parçalar birleştirilerek bölütleme gerçekleştirilir [15]. Yöntemin efektif olması açısından özyinelemeli bölme önerilmektedir. Böylece her alt parça tutarlı hale gelene kadar bölme yapılır, sonra resimde benzer özellik gösteren parçalar rekürsif olarak birleştirilerek tutarlı bölütler elde edilmiş olur.

Ardından birleştirme işlemine geçilir. Artık her parça birbirinden bağımsız olduğu için, bölgelerin sorunsuz olarak birleşeceği düşünülür. Parçalar büyüdükçe, küçük parçalar onlara eklenerek bölütleme sağlanır.

1.4.3. K-Ortalama

K ortalama kümeleme tekniği veri madenciliği ve bilgisayar görmesi disiplinlerinde yaygın olarak kullanılan danışmansız eğitim yöntemlerinden birisidir. İstatistikî olarak birbirlerine yakın değerler içeren topluluklarda dışarıdan belirlenen sayıda küme oluşturmaya yarayan bir yöntemdir. Bu ifadede yer alan küme kavramı çok geniş bir kavram olup duruma göre bir bankanın müşterileri, bir sınıfta yer alan öğrencilerin not dağılımları ya da bir habitat içerisinde yer alan hayvanlar gibi ifadelerden bir görüntü parçasındaki istatistikî özneliklere kadar değişik yelpazede sonuçlar üretebilir. K- ortalama algoritmasının başat niteliği önceden belirlenen sayıda (k kadar) sınıf oluşturmaktır [16]. Algoritma, kümedeki değerleri belirtilen sayıda birbirlerine en yakın değerlerden oluşan gruplara ayırır. Dolayısıyla algoritmadan en iyi sonucu elde etmek için küme sayısının doğru belirlenmesi ve kümelemede değerler arasındaki uzaklığı belirten uzaklık işlevlerinin doğru seçilmesi şarttır.

1.4.3.1. Uzaklık İşlevleri

Dizinde sık kullanılan uzaklık işlevleri şunlardır[17];

Tablo 1. Sık kullanılan uzaklık işlevleri

sqEuclidean	Karesel Öklid uzaklığı(default. Her ağırlık merkezi, bu kümedeki noktaların ortalamasıdır.
Cityblock	Mutlak farklılıklar toplamıdır. Her ağırlık merkezi bu kümedeki noktaların bileşen-bilgi medyanıdır.
Kosinüs	Bir eksi noktalar arasındaki açının kosinüsü ile ifade edilir (Vektörel olarak hesaplanır.) Her ağırlık merkezi grupta bulunan elemanların ortalamasıyla bulunur. Normalizasyon işlemi kullanılmaktadır.
İlinti (Korelasyon)	Bir eksi noktalar arasında örnek korelasyon ile hesaplanır. Her ağırlık merkezi grupta yer alan noktaların ortalamasıdır.
Hamming	Farklı bitler oranıdır. (İkili veriler için uygundur.) Her ağırlık merkezi bu kümedeki noktaların bileşen-bilgi ortalamasıdır.

Kümeleme algoritmaları nesnelere arasındaki uzaklıkları hesaplayarak iterasyonlara başlar. Eğer gruplanması istenen n adet nesne varsa, $n(n-1)/2$ farklı çiftimiz için uzaklık hesabı yapılmalıdır. Uzaklık fazla ise 2 nesne birbirine daha az benzemektedir. Uzaklıkla ilgili aşağıdaki 4 temel formül geçerlidir.

(a,b,c) gibi 3 farklı nesnemiz olsun.

$$1. \quad D(a,b) \geq 0$$

İlk özellik uzaklığın mutlak değerden oluştuğunu, minimum 0 değerini alabileceğini ve negatif değer alamayacağını göstermektedir.

$$2. \quad D(a,b) = 0 \text{ a=b için}$$

İkinci özellik iki nesne aynı ise, uzaklık 0 olur koşulunu sağlamaktadır.

$$3. \quad D(a,b) = D(b,a)$$

Üçüncü özellik iki nesnenin birbirine uzaklığı hangisini referans alsak da değişmeyeceği kuralını belirtir.

$$4. \quad D(a,b) \leq D(a,c) + D(c,b)$$

Dördüncü özellik farklı bir noktaya uğrayarak hedefe varmanın direk hedefe gitmeden daha kısa olamayacağını, en iyi ihtimalle eşit olabileceğini göstermektedir.

1.4.3.2. Küme Sayısının (k) Belirlenmesi

Optimum k sayısının belirlenebilmesi için çeşitli metotlar bulunmaktadır.

- Küme sayısı arttıkça, ardışık sayılarda bulunan kümelerin birbirleriyle uyum oranı.
- Gruplar arası kareler toplamı ve gruplar içi kareler toplamından faydalanarak hesaplanan yalancı-F istatistiği.
- Kareler toplamı ile hesaplanan r-kare değerleri.
- En az eleman içeren küme ile en fazla eleman içeren kümelerin içerdiği eleman sayısının toplama oranı ve birbirlerine oranı.

1.5. Görüntüye Ait İstatistikî Öznitelikler

İki boyutlu sayılar dizisinden meydana gelen görüntüler üzerinde Haralick [18] tarafından ortaya konulan bazı istatistikî öznitelikler vardır. Bu öznitelikler sınıflandırmada kullanılan temel bileşenlerdir. Bir kısmı gri düzey oluşum matrisi yardımıyla hesaplanırken bir kısmı da doğrudan resmin kendisiyle oluşturulur.

1.5.1. Karşıtlık (Kontrast)

Görüntüdeki pikseller arasındaki düzey farkını ölçmede kullanılan kullanışlı bir yöntemdir (8) ile hesaplanır.

$$\sum_{i,j} p(i,j) (i - j)^2 \quad (8)$$

1.5.2. Enerji

Enerji gri düzey oluşum matrisinden elde edilen olasılık yoğunluk işlevindeki değerlerin karelerinin toplamıdır. 0 -1 arası değerler alır (9) ile hesaplanır.

$$\sum_{i,j} p(i,j)^2 \quad (9)$$

1.5.3. İlinti

[-1 1] Aralığında değerler alır. Bir pikselin bütün görüntü boyunca komşuluğundaki piksellerle nasıl bir ilişki içerisinde olduğunun ölçüsüdür.(10) ile hesaplanır.

$$\sum_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)p(i,j)}{\sigma_i\sigma_j} \quad (10)$$

1.5.4. Tek Biçimlilik

Görüntüdeki piksellerin birbirlerine benzerliğini ölçmek amacıyla kullanılır. (11) ile hesaplanır.

$$\sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \quad (11)$$

1.5.5. Düzensizlik

Düzensizlik görüntüye ait istatistikî değerler arasında sık başvurulan bir yöntemdir. Görüntüdeki piksellerin birbiriyle yakınlığının bir ölçüsüdür. (12) ile hesaplanır.

$$-\sum p \times \log_2(p) \quad (12)$$

1.6. Sınıflandırma Teknikleri

Sınıflandırma teknikleri eldeki verilerin hangi gruba dahil olacağını belirlediği işlem adımlarının genel adıdır. Bu teknikler değişik kurallara ve giriş sınıflarına sahiptir ve bu kurallara göre herhangi bir verinin hangi sınıfa ait olduğu belirlenir.

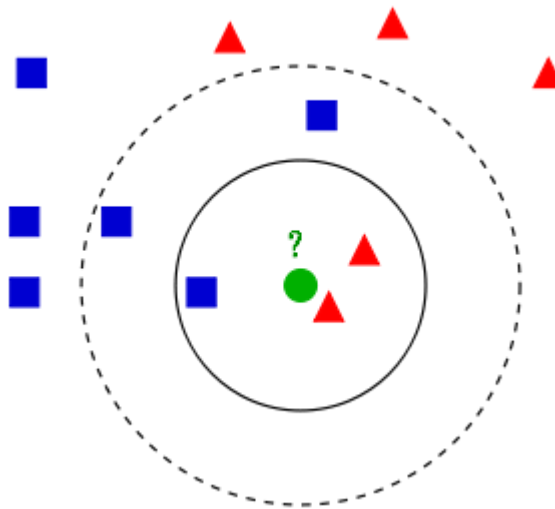
1.6.1. K-Yakın Komşuluğu

K-Yakın Komşuluğu sınıflandırması özellik uzayında yer alan k sayısınca yakın eğitim kümesinden faydalanarak nesnelere sınıflandırmaya dayalı bir yöntemdir [19]. Diğer sınıflandırma algoritmalarına nazaran daha kolay hesaplanabilmesi ve hızlı çözüm üretmesi dolayısıyla rağbet gören bir metottur. Ayrıca eğitim aşamasının da yalınlığı bu algoritmanın önemli avantajlarından birisidir. Eğitim örnekleri çok boyutlu özellik uzayında vektörler olup bir sınıfa karşı düşmektedirler. Eğitim aşamasında sadece örnek vektörleri ve örnek vektörlerin ait oldukları sınıflar tutulmaktadır.

K yakın komşuluğu yöntemine göre bütün örnekler n- boyutlu uzayda bir noktaya karşı düşürülür. Bu yöntem örnek-tabanlı öğrenme veya tembel öğrenme türüne dahil olmaktadır. Diğer sınıflandırma türleriyle karşılaştırıldığında en basit yöntem olmaktadır. Çünkü örnek kendine en yakın komşuların oylarına göre sınıflandırılmaktadır [20]. Yakın komşuların oylarından hangisi yüksek çıkarsa kararımız o sınıf olmuş olur. Eğer k değeri 1 olarak seçilirse en yakın komşusunun sınıfına dâhil edilecektir. Burada sınıf özellikleri çok iyi ve net olarak belirlenmesi önem kazanmaktadır.

Uzaklık olarak genellikle Öklid uzaklığı tutulmaktadır. Bunun dışında yakın komşulara ağırlık vermek de yaklaşımlar arasındadır. Uzaklık temel alınarak yapılan kolay ağırlıklandırmalarda $1/d$ uzaklığı sınıflara atanarak yakın olan komşunun ağırlığının fazla olması sağlanmaktadır. En yakın komşu algoritmaları, sınıflandırma kurallarını eğitim verisini inceleyerek öğrenirler. Denetimli öğrenme yöntemi olup sınıflandırılması istenen veriler, daha önce belirlenmiş olan sınıflara olan yakınlıklarına göre belirli sınıflara dâhil edilirler. Aşağıda k yakın komşu algoritması ana hatlarıyla yer almaktadır.

- Test edilecek olan elemanların $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$, eğitim kümemizde bulunan elemanlara $D = \{d_1, d_2, d_3, \dots, d_m\}$ olan uzaklıklarına bak.
- Her test verisinin, eğitim kümesine olan uzaklıkları hesaplanır. En yakın k tanesi alınır ve ortalamaları hesaplanır.
- Ortalama değerleri belirlenen eşik değerinden büyük olanlar normal, küçük olanlar ise anormal olarak sınıflandırılır.



Şekil 1.7. K yakın komşuluk algoritması için örnek sınıflandırma

1.6.2. Karar Ağaçları

Karar ağaçları (KA) dizinde en çok başvurulan sınıflandırma yöntemlerinden bir tanesidir. KA gözetimli öğrenme için kullanılır. Gelen girdi düğümde sorgulanır ve uygun bir dal seçilir. Bu işlem özçağrılı olarak yaprak düğüme ulaşılan kadar devam eder [21]. Diğer bir yaygın sınıflandırma aracı olan yapay sinir ağlarından üstün tarafı kuralları net ve kesin olarak ifade edilebilmesi ve kolay kodlama seçeneğidir. Bu tasnifte oluşturulan kurallar çok sade ve nettir. O kadar ki eğer ağaç çok büyük değilse insan bu ağacı çok rahatlıkla okuyup anlayabilir.

Karar ağaçlarında temel hareket noktası insana soru sorup bu sorulara yanıt almaktır. Ağaçlar bu yanıtlar çerçevesinde net olarak meydana getirilir. KA işte bu kesinlik noktasında bulanık mantıktan net bir şekilde ayrılır.

Klasik bir karar ağacından düğüm, dal ve yapraktan meydana gelen üç temel bileşen mevcuttur. Bir KA'na ait bu bileşenler Şekil 1.8' de görülmektedir.

Bu yapıda düğüm soruları, dal bu soruların yanıtlarını, yaprak ise kararın verildiği sınıfı ifade etmektedir. Bu yapı bir bütün olarak ele alındığında görülecektir ki ağacın ilk düğümü ile sorular sorulmaya başlar ve dalları olmayan düğümler ya da yapraklara kadar devam eder. Bu yapıyı programlama dillerinde 'if - then - else' gibi anahtar sözcüklerle kodlamak son derece kolay bir işlemdir.

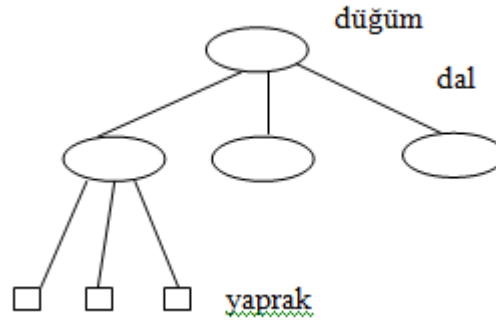
Düğümlerinin yapılarına göre tek değişkenli, çok değişkenli ve melez karar ağaçları olmak üzere üç çeşit karar ağacı vardır.

1.6.2.1. Tek Değişkenli Karar Ağaçları

Bu tür karar ağaçlarında düğümlerde sorulan sorular ilgili olayın tek bir değişkenine bağlı olarak yaratılır ve bu da aslında uzayı dikine bölmek anlamına gelmektedir [22]. Söz gelimi $X < 120$ ifadesi tek bir değişken kullanılarak meydana getirilmiş bir ifadedir.

1.6.2.2. Çok Değişkenli Karar Ağaçları

Çok değişkenli bir karar ağacında düğümlere sorulan sorular ilgili olayın birden fazla değişkenine bakılarak meydana getirilir. Mesela $X + 4Y > 5123$ ifadesi çok değişken kullanılarak meydana getirilmiştir.



Şekil 1.8. Karar ağacı elemanları

1.6.2.3. Melez Karar Ağaçları

Hem çok değişkenli hem de tek değişkenli karar ağaçlarına ait ifadeleri de barındıran ağaçlardır. Karar ağacı meydana getirilirken olay kümesinin aldığı değerler sayısal (yemekteki tuz oranı %12) ya da kategorik (yemek çok tuzlu) değerler alabilir.

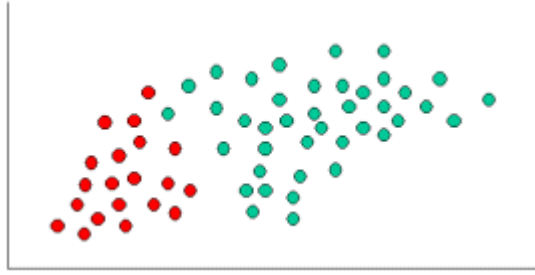
1.6.3. Bayes Sınıflandırma

Bayes sınıflandırması istatistikî sınıflandırıcılar arasında değerlendirilen bir sınıflandırma algoritması olup son derece yalın bir yöntemdir. Temelini istatistik biliminde sıklıklı kullanılan bir yöntem olan Bayes kuramından alır. Bu kuram bir rastsal değişken için olasılık dağılımı içinde koşullu olasılıklar ile marjinal olasılıklar arasındaki ilişkiyi gösterir. Bu kavram için Bayes kuralı veya Bayes kanunu adları da kullanılır [23]. Genel anlamda Bayes kuramı skolastik bir süreç esnasında meydana gelen birbirinden farklı rastgele A ve B olaylarının koşullu ve marjinal olasılıkları arasındaki ilişki olup $P(A)$, A için önsel ya da

marjinal olasılık, $P(A|B)$ verilmiş B için A'nın koşullu olasılığı, $P(B|A)$ verilmiş A için B'nin koşullu olasılığı ve $P(B)$ de B olayı için olasılık olmak üzere (13) şeklinde ifade edilir.

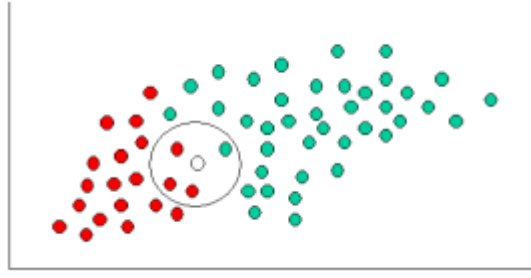
$$P(A|B) = \frac{P(B|A) P(A)}{P(B)} \quad (13)$$

Genel olarak Bayes sınıflandırıcı, basit bir yöntemdir. Öğrenme zamanı gerektirmez böylece işlemin başlangıcında zaman yitimi yaşanmaz. Özellikle girdilerin çok boyutlu olduğu durumlar için uygun bir yapıya sahiptir ve basitliğine karşın birçok karmaşık algoritmadan daha etkili sonuç üretir. Örnek bir problem üzerinde saf Bayes yöntemini açıklayalım. Şekil 1.9'da renklere göre kümelenmiş örnek bir girdiye ait saçılım diyagramı görülmektedir [24].



Şekil 1.9. Renklere göre kümelenmiş örnek bir saçılım diyagramı

Bayes sınıflandırıcıya yeni gelecek bir cismin hangi bölgeye ait olduğu gözlenmeden önce yapılan tahminlere başlangıç tahmini adı verilir. Buna göre kırmızı cisimlerin başlangıç olasılığı yeşil cisim sayısının tüm cisim sayısına oranı yani $40/60$, kırmızı cisimlerin başlangıç olasılıkları da kırmızı cisim sayısının tüm cisim sayısına oranı yani $20/60$ olacaktır. Dolayısıyla yeni eklenecek bir cismin yeşil renge sahip olma olasılığı daha yüksektir. Bu giriş bilgileri arasında Şekil 1.10'da görülen beyaz daire içerisindeki bölgeyi X olarak adlandıralım ve sınıflandıralım [24].



Şekil 1.10. Bayes sınıflandırıcısına göre tasnif edilecek bölge

X bölgesi muhtemelen kırmızı ya da yeşil komşularla çevrelenmiş olacaktır. Bu yüzden çevresindeki noktaları kapsayan bir bölge belirleyelim (bölgenin alanı kullanıcıdan alınabilir ya da rastgele seçilebilir). Seçilen bölgede bir yeşil üç de kırmızı nokta yer almaktadır. Yani X noktasının kırmızı olma ihtimali $3/20$ (daire içerisindeki kırmızı sayısı / bütün kırmızı sayısı), yeşil olma olasılığı $1/40$ (daire içindeki yeşil sayısı / bütün yeşillerin sayısı) olarak hesaplanmaktadır. Başlangıç hesaplarına göre X'in yeşil olma olasılığı daha yüksek iken güncel hesaba göre kırmızı çıkma şansı daha yüksektir. Bayes sınıflandırma sonuç olarak iki durumu da birleştirerek kararını vermektedir. Buna göre X'in kırmızı olma şansı başlangıç olasılığı olan $20/60$ ile son durum olasılığı $3/20$ 'nin çarpımı olarak, yeşil olma olasılığı da yine benzer bir biçimde başlangıç olasılığı olan $40/60$ ile son durum olan $1/40$ 'in çarpımı şeklinde belirlenmektedir. Bu durumda X'in kırmızı olma şansı $1/20$ iken yeşil olma şansı $1/60$ olarak hesaplanmaktadır. Yani X daha büyük bir ihtimalle kırmızıdır.

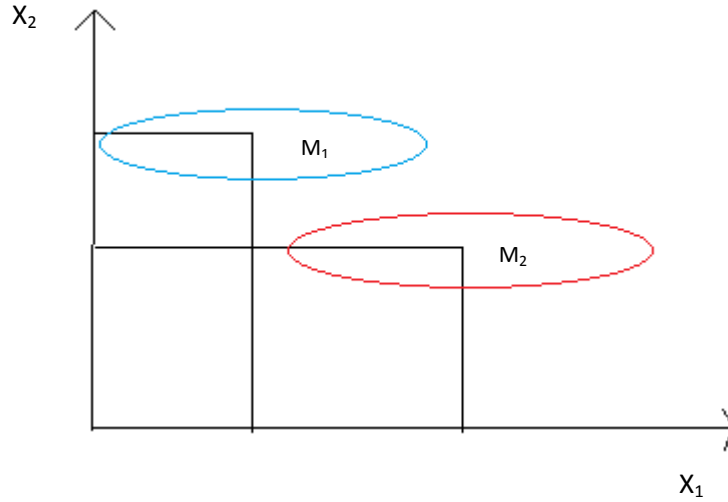
1.6.4. Fisher Sınıflandırıcısı

Fisher'in lineer diskriminant analizi yöntemi sınıf içi saçılımları küçültmeyi, sınıflar arası ayrıştırılabilirliği büyütmeyi hedefleyen doğrusal bir öznitelik çıkartma yöntemidir [21]. Bu yöntem özellikle özellik uzayında boyut azaltımı yapmak ve sınıflandırma yapmak amacıyla görüntü tanıma, tıbbi uygulama alanları ve çoğul ortamlı bilgi alımları gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır.

Lineer diskriminant analizinde, boyut azaltımı yapılırken eldeki verilerle en iyi şekilde sınıf ayrımı yapabilecek bilgiler kullanılmaya çalışılır. Elimizde D boyutlu veri setleri olduğunu varsayalım. $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ N1 ile w1 kümesine giren veriler, N2 ile w2 kümesine giren veriler test edilsin. Amacımız öyle bir y skalar değerine karşı düşürebilmek ki,

x örneklerinin dönüşmüş halleri birbirlerinden kolayca ayrılabilir. Tüm muhtemel çizgilerden, en ayrılabilir çizgiyi bulabilmek amaçlanır.

İyi bir projeksiyon vektörü bulmak yerine, ayırmanın ölçüsünü tanımlamalıyız. Yansıtılan ortalamaların iyi bir ölçüt olmadığını aşağıdaki şekilde görmekteyiz.



Şekil 1.11. Fisher Sınıflandırıcısına göre ayrıştırma

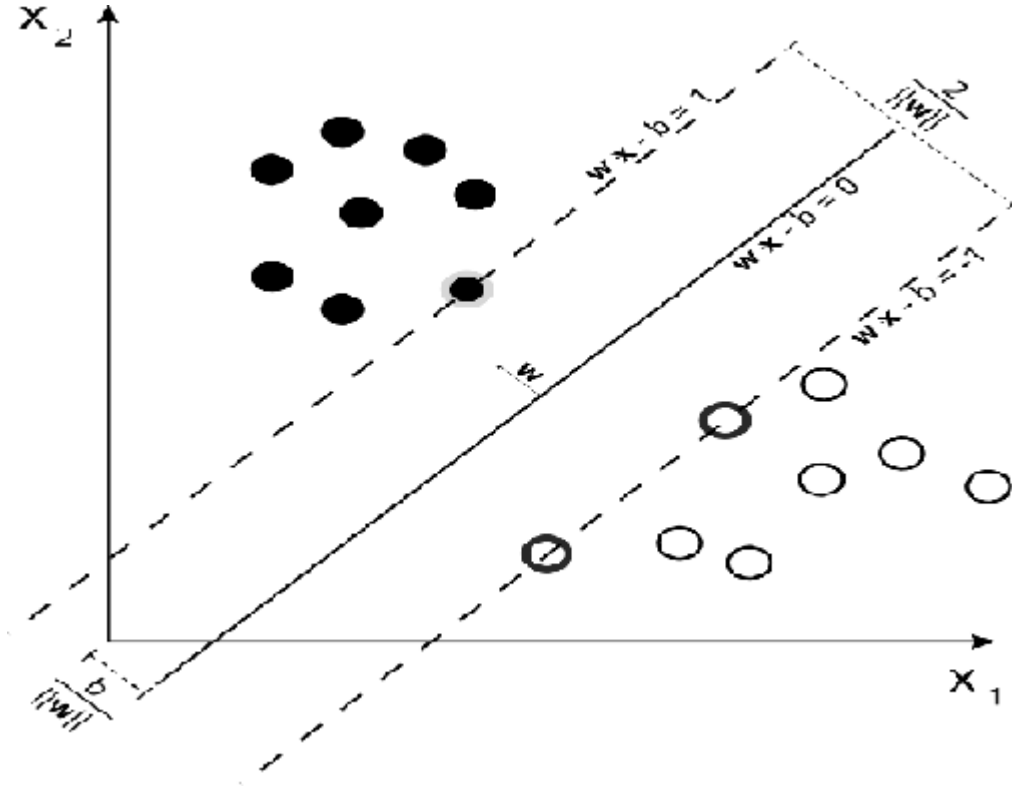
1.6.5. Destek Vektör Makineleri

Destek Vektör Makineleri (DVM) algoritması danışmanlı öğrenme tekniği olup 1995 yılında Corinna Cortes ve Vladimir Vapnik [25] tarafından geliştirilmiştir. Yöntem ilk olarak öğrenme veri kümesi olarak eğitilir. Ardından gelen veri seti üzerinde, öğrenmeye göre sınıflandırma yapılmaktadır. Danışmanlı eğitim olmasının nedeni eğitim yapılırken giriş ve çıkış adımlarında nasıl sınıflandırma yapacağı hakkında algoritmanın eğitilmesidir.

Sınıflandırma problemlerinde karşımıza lineer ve lineer olmayan şekilde ayrılabilen 2 türlü veri dağılımı çıkabilir. DVM'lerde amaç lineer olmayan örnek uzayını, bir üst boyuta çıkararak iki sınıfı lineer olarak ayrılabilir hale getirmektir.

Bu yöntemde amaç grupları sınıflandırabilmek için ayrılan maksimum marjın oluşturacak biçimde hiper düzlemi bulabilmektir. En basit DVM ikili sınıflandırıcıdan oluşmaktadır. Gelen veriye bakarak 2 sınıftan birine dahil eder [26].

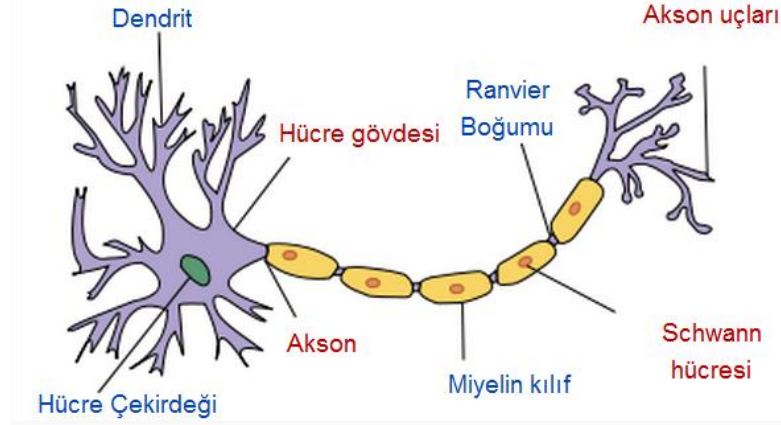
Birden çoğa ve birden bire olmak üzere 2 türlü çok sınıflı destek vektör makineleri bulunmaktadır. Şekil 1.12'de destek vektör makinesi sınıflandırması görülmektedir [27].



Şekil 1.12. Destek Vektör Makinesi ile marjini maksimum yapmak

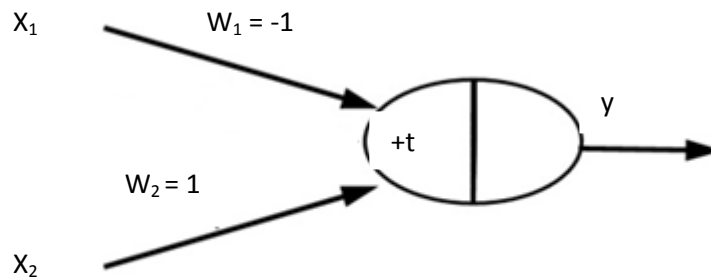
1.6.6. Yapay Sinir Ağları

Dizinde en sık kullanılan yöntemlerden birisi de yapay sinir ağlarıdır. Yapay sinir ağları temelleri 1943 yılında ortaya atılan Mc Colloch –Pitts modeline dayanan ve biyolojik sinir hücresinin (nöron) çalışma ilkesinden esinlenerek işlem yapan yöntemlerin genel adıdır. Yapay sinir ağlarının bu işleyişinin gerisinde mükemmel düşünebilen bir canlı olarak kabul edilen insanın algılama alanındaki başarısını taklit etme çabası yatmaktadır. Her ne kadar insan beyninin yapısı tam olarak ortaya çıkarılamamış ise de insanın düşünmesinde beyin hücrelerinin çok önemli iş gördüğü bilim insanlarınca ortaya konulmuş gerçekler arasındadır. Şekil 1.13'te örnek bir sinir hücresinin yapısı görülmektedir [28].



Şekil 1.13. Örnek bir sinir hücresi

Klasik bir sinir hücresinde soma, akson ve dendrit adı verilen üç temel yapı vardır. Hücre gövdesi ya da diğer bir adıyla soma hücrenin merkezi konumunda olup hücreyi denetler ve bütün işlevleri yönetir [29]. Akson ve dendritler ise haberleşme elemanları olarak karşımıza çıkmaktadır. Bir hücrenin dendritleri komşu hücrelerin akson uçlarıyla iletişime geçerek kimyasal olarak haberleşmeyi sağlamakla yükümlüdür. Çok sayıda akson ve dendritlerle birbirine bağlanan hücreler bir araya gelerek sinir ağlarını meydana getirmektedir. Yetişkin bir insan beyni 10^{11} adet sinir hücresinden oluşmaktadır. Her bir sinir hücresi diğer nöronlarla sinir başına yaklaşık 10000 sinaps yardımıyla haberleşmektedir [30]. Sinir ağı taklit edilerek meydana getirilmiş sanal nöron Şekil 1.14'te görülmektedir.



Şekil 1.14. Basit sinir hücresi modeli

Mc Culloch – Pitts tarafından geliştirilen bu sisteme göre bütün sinir ağlarında girdiler, ağırlıklar, toplama işlevleri, aktivasyon işlevleri ve hücrenin çıktısıdır.

1.6.6.1. Giriş Değerleri

Dış dünyadan gelen bilgileri temsil eder. Ağın öğrenmesi istenen örnekler tarafından belirlenmekte olup diğer hücrelerden gelen bilgiler de bu kapsamda değerlendirilebilir.

1.6.6.2. Ağırlıklar

Dış dünyadan gelen verinin sinir hücresini etkileme derecesini göstermektedir.

1.6.6.3. Toplama Fonksiyonları

Hücreye dışarıdan gelen net girdiyi hesaplamada kullanılır [31]. Her bir giriş kendine has ağırlık derecesiyle birlikte toplama fonksiyonunda yer alarak toplama işleminin sonucunu meydana getirmektedir. Dizinde sık kullanılan toplama işlevleri Tablo 2'de gösterilmektedir [31].

Tablo 2. Dizinde sık kullanılan toplama işlevleri

Fonksiyon Adı	Açıklama
Çarpım	Ağırlıklar girdiler ile çarpılır ve elde edilen değerler de birbirleriyle çarpılarak nihai sonuç elde edilir.
Maksimum	Bütün girdiler ağırlıklarıyla çarpıldıktan sonra elde edilen en büyük değer yapay sinir ağının net değeri olarak elde edilir.
Minimum	Bütün girdiler ağırlıklarıyla çarpıldıktan sonra elde edilen en küçük değer yapay sinir ağının net değeri olarak elde edilir.
Çoğunluk	N adet girdi içinden ağırlıklar ile çarpıldıktan sonra pozitif ve negatif olanların sayısı bulunur. Büyük olan sayı hücrenin net girdisi olarak kabul edilir.
Kimulatif Toplam	Hücreye gelen bilgiler ağırlıklı olarak toplanır ve daha önceden gelen bilgilere eklenerek hücrenin net girdisi bulunur.

1.6.6.4. Aktivasyon Fonksiyonu

Aktivasyon fonksiyonu hücrenin toplama fonksiyonuyla ürettiği net sonucu parametre olarak alarak hücrenin ürettiği sonucu hesaplar. Dizinde aktivasyon fonksiyonu olarak kullanılmakta olan pek çok işlev vardır. Bunlardan bazıları Tablo 3'te gösterilmektedir.

Tablo 3. Çeşitli aktivasyon fonksiyonları

Fonksiyon Adı	Açıklama
Doğrusal	Gelen girdiler olduğu gibi hücrenin çıktısı kabul edilir
Adım	Gelen net girdinin belirlenen eşik değerin üstünde olması durumunda 1 altında olması durumunda 0 değerini alır.
Sinüs	Sinüs tarzı
Eşik Değer	Gelen bilgilerin 0'dan ya da 1'den büyük veyahut küçük olmasına göre değerler alırlar. Bu değerler dışında değer alamazlar
Hiperbolik Tanjant	Gelen net bilgilerin tanjant fonksiyonundan geçirilmesiyle hesaplanır
Sigmoid Fonksiyon	$F(NET) = \frac{1}{1 + e^{-NET}}$

1.6.6.5. Hücrenin Çıktısı

Hücre çıktısı, aktivasyon fonksiyonu tarafından üretilen değerdir. Üretilen çıktı hücrenin kendisi tarafından yeni giriş olarak kullanılabilmesi gibi diğer hücrelere ya da dış dünyaya da verilebilen nihai sonucu teşkil etmektedir.

İnsan düşünce sistemini modelleme fikrinden yola çıkılarak geliştirilen yapay sinir ağları bazı avantaj ve dezavantajları beraberinde getirmektedir.

1.6.6.6. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları

1. Yapay sinir ağları da bulanık mantık gibi matematiksel olarak modellenmesi çok güç ya da olanaksız olan sistemleri kolayca modelleme olanağı sunar.
2. Koşut programlamaya olanak sağlar.

3. Hem pratik hem de maliyet bakımından ucuz çözümler sağlar
4. Olayların birbirleri üzerindeki etkileri sinir ağı tarafından otomatik olarak öğrenilebilmektedir.
5. Yapay sinir ağları ortam koşullarının değişmesi halinde yeniden eğitilebilmeye uygun bir mimariye sahiptirler

1.6.6.7. Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları

1. Ağın topolojisini belirlemede tam bir standart olduğunu söylemek çok güçtür. Topoloji çoğu zaman kullanıcının deneyimleri çerçevesinde şekillendirilir.
2. Örnek bulunmadığı ya da örneklerin durumu tam olarak nitelenmediği durumlarda çözüm olanaksız olmaktadır.
3. Optimum sonuç üretimi her durumda sağlanamayabilir.
4. Eğitimin gerçekleşmesi uzun zaman alabilmektedir.

1.7. Önceki Çalışmalar

Prostat kanseri erkeklerde en ölümcül 2. kanser türü olmasından dolayı bu alanda birçok tıbbi araştırmalar yapılması için kaynaklar ayrılmakta ve birçok sivil toplum örgütü bu hastalıkla mücadelede görev almaktadır. Birçok alanda disiplinler arası çalışma yapan görüntü işlemeyle uğraşan araştırmacılar için prostat konusu da ilgi çekici bir alan olmuştur. Bu tez çalışması boyunca birçok literatür çalışması incelenerek, alanda yapılan çalışmalar eskiden günümüze takip edilmiştir. Yapılan çalışmalarda 2 temel konu ön plana çıkmıştır. İlki prostat sınırlarının belirlenmesi, ikincisi prostat dokuları üzerine yapılan çalışmalardır. Doku üzerine yapılan çalışmalarda da B-mod ultrason, RF sinyallerinin incelenmesi daha ön planda olmuştur. Kimi çalışmalarda normal doku ve kanser bölge ayırımına gidilirken; kimi çalışmalarda da kötü huylu ve iyi huylu tümörlerin ayırt edilmesi üzerinde durulmuştur. Çalışmamızda normal doku, şüpheli doku ve çok az çalışmada değinilen kalsifiye alana yer verilmiştir.

Aşağıda kısa bir literatür özeti verilmiştir.

1995 yılında Houston vd. [32] 11'i kanser olarak ispatlanmış 25 biyopsi üzerine çalışma yaptılar. Bu bölgelerin ortalama, standart sapma, çarpıklık ve basıklık değerlerini incelediler. İstistikler ile ortalama %16 daha başarılı biyopsi yapılabileceğini göstererek ileride yapılacak olan çalışmalara yön verdiler.

1999 yılında Schmitz vd. [33] 33 farklı hastadan alınan görüntüler üzerinde RF sinyalleriyle elde edilmiş olan kötü huylu ve iyi huylu tümörleri sınıflandırmaya çalıştı. Elde edilen 1975 kötü huylu bölge ve 1430 iyi huylu tümör ile toplamda 3405 bölüt kullandı. Sınıflandırma işleminde doğrusal ve kuadratik(karesel,2. dereceden) Bayes, k yakın komşuluğu ve Kohonen haritalarına dayanan sınıflandırıcılar kullandı. En iyi durumda %82 duyarlılık ve %88 oranında özgüllük sağladı.

1999 yılında Yfantis vd. [34] kanser bölgelerinin işaretlenmesiyle ilgili algoritma geliştirdi. Kanser bölgelerinin hipoekoik, izoekoik veya hiperekoik olmaları durumlarını da göz önüne aldı. Geliştirdiği uzaklık ile ilgili formülle bölgeyi kanser veya normal olarak sınıflandırdı.

2000 yılında Lorenz vd. [35] yapay sinir ağları ile bulanık mantık yardımıyla kötü huylu dokuları bulmaya çalıştılar. Göze çarpmayan dokularda %60.6 ve göze çarpan dokularda %68.9 başarı sağladılar.

2000 yılında Zhang vd. [36] yapay sinir ağlarını kullanarak prostatta sınırlı kanserler üzerinde %73.3 hassaslık ve %61.5 özgüllük yakaladılar. Çalışmalarında PSA seviyesi, Gleason değeri ve yaş verileri gibi klinik veriler kullandılar. 4322 hastanın klinik verisinden 420 hasta yapay sinir ağlarının eğitiminde, 420 hasta çapraz doğrulama için ve 3482 hasta verisi de bağımsız test için kullanıldı.

2002 yılında Djavan vd. [37] yapay sinir ağları kullanarak, klinik verileri kullanarak sınıflandırma yaptılar. PSA değerleri 4-10 ng/ml aralığındaki 974 hasta ve 2.5-4 ng/ml aralığındaki 272 hasta değerlerini analiz ettiler. Ardından yapay sinir ağları kullanarak ilk grup hastalarda %91.3 ve 2. Grup hastalarda %87.6 ROC eğrisi elde ettiler.

2003 yılında Mohamed vd. [38] 33 tane TRUS yöntemiyle elde edilen prostat görüntüleri üzerinde, Gabor filtresiyle kontrasta göre sınıflandırma yaptılar. %63.4 oranında hassasiyet ve %52.4 özgüllük değeri yakaladılar.

2003 yılında Mohamed vd. [39] prostat görüntülerinin bölütlenmesi üzerine çalışma yaptılar. Kullandıkları gabor filtresi ve k-ortalama gruplandırıcılar ile prostatı farklı gruplara parçaladılar. Elde edilen grupların özellikleri veya hangi sınıfa dahil oldukları ile bu çalışmada incelenmedi.

2004 yılında Scheipers vd. [40] tarafından RF yöntemiyle elde edilen prostat görüntüleri üzerinde çalışma yapıldı. 100 hastadan elde edilen görüntüler üzerinde spektral özellik, dokusal özellik, klinik veriler ve morfolojik tanımlayıcılar kullanıldı. İzoekoik tümörlerde %84 oranında hipoekoik ve hiperekoik tümörlerde ise %86 oranında başarı sağlandı.

2004 yılında Feleppa vd. [41] 67 hastadan alınan 705 biyopsi ile çalışma yaptılar. Yapay sinir ağları ve spektral parametreler ile %80'lik ROC eğrisi elde ettiler. Sadece klinik datalarda bu oranın %60'larda kaldığını gösterdiler.

2006 yılında Llobet vd. [42] GLCM özellikleri ve gri haritalama yöntemiyle TRUS prostat görüntüleri üzerinde özellik çıkarma işlemi gerçekleştirdiler. Çalışmalarında 303 hastadan alınan 4944 görüntü üzerinde çalışma yaptı. En iyi sınıflandırma sonucunda %61,6 ROC eğrisine sahip oldular. Çalışmalarında bu sistem ile uzman ürologların, kullanmadıkları duruma göre teşhisinin bir miktar arttığını söylediler.

2007 yılında Mohamed vd. [43] TRUS yöntemiyle elde edilen görüntüler üzerinde doku sınıflandırma işlemi gerçekleştirdiler. Çalışma sonucunda, destek vektör makineleri sınıflandırıcısı kullanarak %72.2 ile %93.75 arasında değişen doğruluk değeri elde ettiler.

2008 yılında Hui vd. [44] bulanık sonuç çıkarma metoduyla uzman radyoloğun yorumlamasını yapmaya çalıştılar. 9 özellik çıkardılar ve 5 tane bulanık sonuç tanımladılar ve böylece karar mekanizması oluşturdular. Oluşturulan özellik setinin, tek özelliğe göre %13 daha iyi olduğunu gösterdiler.

2011 yılında Wong vd. [45] Fisher-Tippett bölge birleştirme yöntemiyle şüpheli bölgeleri elde etmeye çalıştı. 11 hastadan elde edilen ve en az bir lezyon bulunduran görüntüler üzerinde başarılı sonuçlar elde ettiler. Çalışmada rakamsal sonuca yer verilmedi.

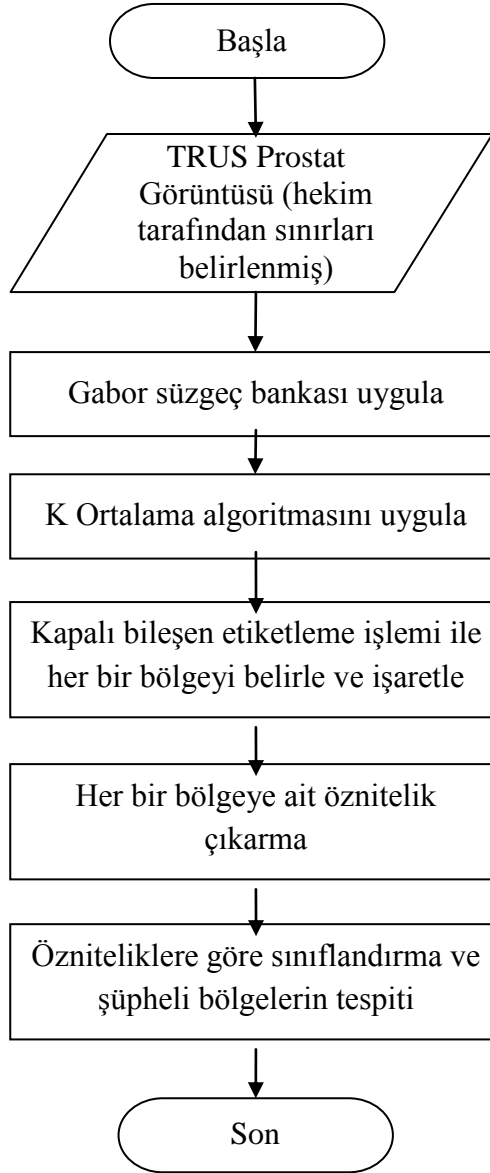
2012 yılında Manavalan vd. [46] 5500 TRUS prostat görüntüsü üzerinde histogram, GLRLM ve GLCM özelliklerini kullanarak çalışma yaptılar. Boyut küçültmek için quick reduction ve ant colony optimization yöntemlerine yer verdiler. Bu 2 yöntemi ve sınıflandırmada destek vektör makinelerini kullanarak %92.74 hassasiyet, %100 özgüllük ve %94.28 doğruluk değerine sahip oldular.

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME

Bu tezde prostat görüntüleri üzerinde şüpheli bölge bulmada, yardımcı olabilecek bir program tasarlanmıştır. Test işlemleri için KTÜ Farabi hastanesi Üroloji Anabilim dalından alınan 60 adet görüntü ve İspanya Valencia hastanesinden alınmış olan 959 adet prostat görüntüsü için kanser riski yüksek bölge ve şüpheli kalsifiye (ileride tümöre dönüşebilecek) bölge tespiti yapılmaya çalışılmıştır. KTÜ'den alınan görüntüler Siemens Sonoline cihazıyla, 7 MHz prop vasıtasıyla alınmıştır. Valencia hastanesindeki görüntüler Sayın Prof. Dr. Llobet tarafından tarafımıza gönderilmiş olup 7.5 MHz 'lik proplar yardımıyla alınmıştır. Çalışmamızda verilen tüm sonuçlar KTÜ Farabi hastanesinden aldığımız görüntüler üzerinde elde edilmiştir.

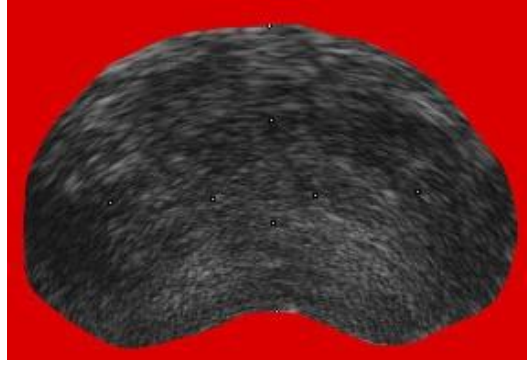
2.1. Programın Adımları

Çalışmada yapılan işlem adımlarının akış diyagramı Şekil 2.1'de gösterilmiştir.



Şekil 2.1. Algoritmanın temel yapısı

Algoritmamızın başlangıcında, sınırları hekim tarafından çizilmiş olan prostat görüntüleri geliştirdiğimiz yazılıma sunulmaktadır. Programımıza verilen örnek bir prostat görüntüsü Şekil 2.2’de verilmiştir.



Şekil 2.2. Elle bölütlenmiş prostat resmi

Ardından TRUS prostat görüntülerinin doku özelliğine uygun olacak şekilde değerlerini belirlediğimiz Gabor filtre bankamıza göre özellikler çıkartılmaktadır. Bu kısımda kullanılabilir olan birçok özellik çıkarma yöntemi mevcuttur. Bu yöntemler;

- Büyüklük tepkisini kullanma [47]
- Uzaysal yumuşatma kullanma
- Sadece gerçel bileşeni kullanma
- Tam dalga doğrultma uygulama [48]
- Sigmoid fonksiyonu kullanma [49]
- Uzaysal frekans düzleminde Geometrik ve merkezi momentler oluşturma [50]
- Diğer daha yeni metodlar [51]

Yöntemimizde Gabor filtresinin gerçel bileşeni kullanılmıştır. Görüntümüz Gabor filtresinden farklı dalga boyu ve açı değerleriyle geçmekte ve farklı tepki değerleri karşımıza çıkmaktadır. Burada uyguladığımız temel yöntem şöyledir. Her pikselin değişik dalga boyu ve açılarda vermiş olduğu tepkiler tutulmakta ve ardından k-ortalama kümeleme algoritmasına verilerek, bölütleme işlemi gerçekleştirilmektedir. Yukarıda belirtildiği üzere belirlediğimiz dalga boyu rotasyon açısı değerleri kadar dönüş değeri kullanılmaktadır. Bu sayede dalga boyu sayısı*açı sayısı kadar öznelik değerine sahip olunmaktadır.

Bu cevaplar içerisinde gerçel bileşen tepkisi değerleri gruplandırma işlemi yapılması amacıyla k-ortalama kümeleme algoritmasına verilmektedir. Bu yöntemde bir önceki çıktıya bakılarak k adet grup oluşturulmaktadır. Ardından etiketleme yapılarak farklı gruplar farklı renklerle sunularak, görsel olarak kolayca parçalara ayrılmış olmaktadır. Elde edilen bu görüntüler doktorlara sunularak kullandığımız yöntemin ürettiği sonuçların

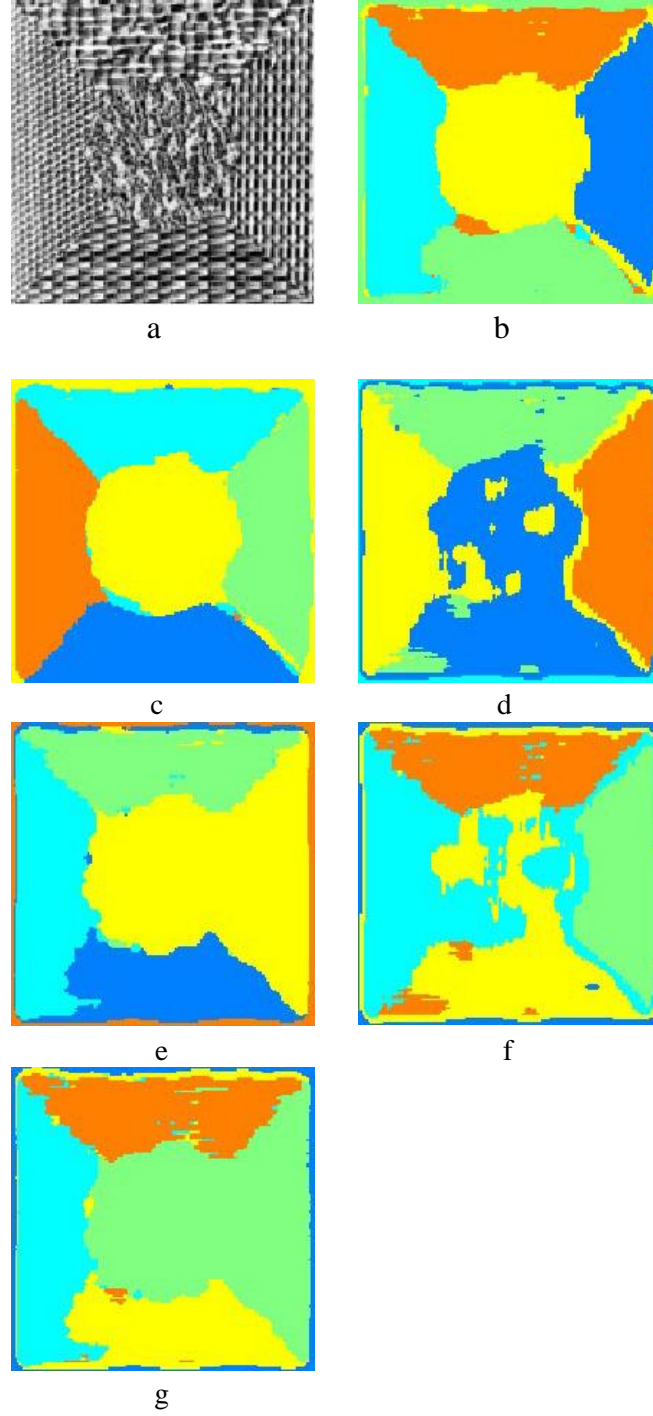
uzman gözüyle değerlendirilmesi sağlandı. Tezin ilerleyen kısmında bu görüntülere yer verilmiştir.

Bu işlem adımından sonra sıra öznelik çıkarma işlemine gelmektedir. Doku özelliği çıkarma üzerine birçok çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmada Gri Seviye Eş-Oluşum Matrisleri'nden elde edilen 6 tane özellik kullanılmıştır.

Bir sonraki adımda, bu özelliklere göre sınıflandırma yapılması işlemine geçilmiştir. Birçok sınıflayıcının performansına bakılmıştır. Elimizdeki veriler üzerinde destek vektör makineleri, karar ağaçları ve yapay sinir ağlarının ürettiği sonuçlar tezin ilerleyen kısmında verilmiştir.

2.2. Brodatz Görüntüleri Üzerinde Yapılan İşlemler

5 farklı desenli Brodatz görüntüsü [52] üzerinde prostatta kullanılan frekans değerleriyle ve farklı açı değerleri uygulanmıştır. Şekil 2.2'deki görüntü sonuçları elde edilmiştir.



Şekil 2.3. Brodatz görüntülerinin farklı açılarda bölütlenmesi
 (a) 5 doku içeren Brodatz görüntüsü (b) 15° için sonuç
 (c) 30° için sonuç (d) 45° için sonuç
 (e) 60° için sonuç (f) 90° için sonuç
 (g) 120° için sonuç

Yukarıda 5 farklı doku içeren Brodatz-5 görüntüsü üzerinde dalga boyu değeri 1-4 arasında değişen filtrede farklı açı değerlerinde elde edilen sonuç görüntüler verilmiştir.

Literatürde dalga boyunun değerinin seçimi yapılırken minimum 2 seçilmesi önerilmiştir. Çünkü dalga boyunun 2'den küçük olması durumunda Gabor filtresinin özelliklerini tam olarak yansıtamayacağı belirtilmiştir. Ancak yaptığımız testlerde dalga boyunun 1 seçilmesi durumunda meydana gelen filtreyle birlikte daha doğru sonuçlar elde edildiği gözlenmiştir. Yukarıdaki Brodatz görüntüsünün farklı açılarda bölütlenmiş görüntüleri göz önüne alındığında, sınır bölgelerine dikkat edilirse 30 derecede en iyi sonucun alındığı [53]'deki çalışmada da belirtildiği üzere gözlemlenmektedir. Yukarıdaki gruplama elde edilirken 5 farklı doku bilgisi önceden elimizde olduğu için önce k değeri 5 olarak girilmiş fakat istenilen gruplama elde edilememiştir. Ardından 6 sayısı girilerek yukarıdaki görüntüler elde edilmiştir. 6 değeri girilerek elde edilen sonuçlarda sınır ayırım bölgeleri daha doğru ve daha net olduğu görülmektedir.

Brodatz görüntülerinde birbirine çok benzeyen insan gözüyle zor ayırt edilebilen dokular bulunması, prostat dokusuna bakıldığında da benzer bir durumun olduğunu söyleyebiliriz. Dokordan aldığımız bilgilerde prostatın normal dağılıma sahip gri düzey bir normal görüntüsünün olduğu, dokularda problem meydana geldiğinde ise bu normal doku görünümünün kaybolduğu genelde daha koyu olan hipoekoik olarak literatürde yer alan kanser şüphesi yüksek bölge olarak ortaya çıkmaktadır. Doktorların biyopsi alırken dikkat ettikleri kısım aslında dokuların görünüşü olmaktadır. Bu yüzden kullanılacak olan bölütleme yöntemini önce Brodatz görüntüleri üzerinde denemek avantaj sağlamıştır.

2.3. Yumuşatma İşlemleri

[49] yayınında belirttiği üzere Gabor filtresinin uygulanmasının ardından oluşan görüntü üzerinde yumuşatma işleminin daha başarılı sonuçlar üretmemizi sağladığı belirtilmektedir. Çalışmamızda Gabor filtre bankası uyguladığımız prostat görüntüleri üzerinde Gauss yumuşatma işlemi uygulanarak ve uygulamadan oluşan durumlar irdelenmiştir. Elde edilen görüntüler incelendiğinde yumuşatma işleminin ardından uygulanan k-ortalama gruplama algoritmasıyla daha istenen sonuçlar üretilebilmiştir.

2.4. Görüntüleri Gabor Filtresi'nden Geçirme

Gabor filtresi, görüntü işleme alanında yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada özellikle görüntünün Gabor filtresine verdiği tepki değer özelliklerine göre, bölütleme özellik çıkarımı yapılmış ardından büyüklük değerine göre bölütleme yapılmıştır. Gabor süzgecinin parametrelerinin sayesinde değişik açı, frekans değerleriyle görüntü üzerinde filtrelemeler yapılarak farklı büyüklük ve farklı açılarda ulaşmak istediğimiz verilere ulaşmaktayız. Gabor filtresi yaygın olarak filtre bankası olan haliyle kullanılmaktadır. Çünkü insan görme sisteminin de bu şekilde çalıştığı bilinmektedir. Özellikle belirli açı ve frekans değeri ile işlem yaparak sonuca ulaşmak çoğu uygulamalar için istenen sonucu verememektedir. Özellikle de ultrason görüntüleri gibi kompleks dokular bulunduran görüntüler üzerinde farklı değerler barındıran Gabor filtre bankasını kullanmak önemli yer tutmaktadır. Çoklu kanal filtre kullanmanın getirdiği sorunlar aşağıda verilmiştir.

2.4.1. Filtre Bankasının Tasarımında Uygun Değerlerin Belirlenmesi

Filtre parametrelerinde özellikle filtre frekans ve açı değerleri oldukça önemli yer tutmaktadır. Bu değerler öyle bir seçilmelidir ki tüm uzaysal frekans uzayını kaplamalı ve doku özelliği çıkarmalıdır. Çalışmamızda 15°- 30°- 45°- 60°- 90°- 120° derece için denemeler yapılarak en uygun açı değerinin bulunmasına çalışılmıştır. Ardından filtrenin bant genişliği değerleri farklı seçilerek filtre uygulanmış ve en uygun değerlerin belirlenmesi hedeflendi. Filtrenin s_x ve s_y değerleri [53]'de belirtildiği üzere birbirlerine eşit seçilerek dairesel görme insanlarda olduğu gibi yapılmıştır. Ardından frekans bant genişliği değeri 1 seçilerek insan görme sistemi (human visual system) özellikleri katılmaya çalışılmıştır [51, 53]. Yukarıdaki parametreler sayesinde doku özelliklerinin olabildiğince ortaya çıkarılması amaçlanmaktadır. Görüntü yukarıdaki işlemlerden geçince gerçel ve imajiner olmak üzere 2 bileşen içermektedir. Bu bileşenler sayesinde farklı özellikler çıkarılabilmekte ve uygulama alanına uygun olarak bir tanesi seçilmektedir.

2.5. Öznitelik Çıkarma

Literatürde Gabor filtresinin ardından özellik çıkarma ile ilgili olarak birçok yöntem bulunmaktadır. Bu çalışmada özellikle [49] makalesi incelenerek aşağıdaki yöntemler denenmiştir.

2.5.1. Büyüklük Yanıtı

Gabor fonksiyonundan geçen dokunun çıkış büyüklüğüne bakılarak doku tanıma işlemi yapılır. Hem gerçel, hem imajiner kısım kullanılmaktadır.

2.5.2. Uzaysal Yumuşatma

Çalışmamızda diğer çalışmalarda önerilmiş olan Gabor işaretlerinin uygulanmasının ardından performansı artırmak amacıyla yumuşatma işlemi gerçekleştirilmiştir. Özellikle Gauss yumuşatması daha yaygın olarak kullanılmaktadır. Çalışmada farklı Gauss değerleri için yumuşatma işlemleri gerçekleştirilmiştir.

2.5.3. Gerçel Bileşen

Gabor filtresinin uygulanmasının ardından gerçel ve imajiner olmak üzere 2 bileşenimiz bulunmaktadır. Kimi çalışmalarda sadece gerçel bileşen kullanılarak da başarılı sonuçlar bulunduğu açıklanmıştır. [49]'da belirtildiği üzere sadece gerçel bileşenden de faydalanılabilir.

2.5.4. Piksel Komşuluğu Bilgisi

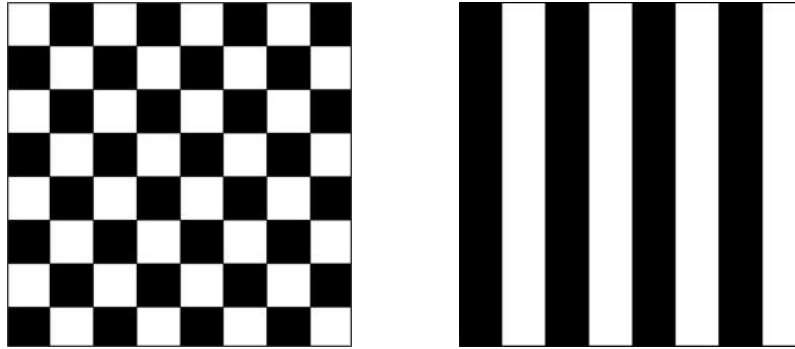
Bu yaklaşımda aynı dokuya giren piksellerin birbirlerine yakın olacakları düşünülmektedir. Bu yüzden oluşmuş olan bölgelere küçük parçalar komşuluklar dikkat edilerek dahil edilir. Bu yöntemin en büyük dezavantajı komşularından farklı dokusal özellik gösteren parçaların, diğer bölgelere yerleştirilmesi problemidir.

2.5.5. Lineer Olmayan Sigmoid Fonksiyonu

[49] yayınında belirtildiği üzere alfa değeri 0.25 alınmaktadır. Bunun sonucunda hızlıca doygunluğa ulaşılır ve eşik değerine göre (threshold) gibi dönüşüm yapılmış olur. Blob belirlemede kullanılabilir ve eldeki bloblar ikili görüntü olmaz ve birbirinden izole edilmiş olmaları da gerekmemektedir.

2.6. Prostat Görüntülerini Bölütleme

Görüntü bölütleme işlemi görüntü işleme ve bilgisayarlı görme disiplinlerinde çok önemli ve bir o kadar da zor bir işlemdir. Özellikle dokulara göre bölütleme işlemi zorlukta öne çıkmaktadır. Çünkü normal bir bölütlemede komşu pikseller arasında renk farklılığın bakılarak böyle bir işlem yürütülürken, doku analizinde bazen çok yakın piksel değerine sahip olan ama sadece doku dolayısıyla farklılık gösteren bölgeler mevcuttur. 2 dokunun birbiriyle aynı olması aynı piksel değerlerine sahip eşit sayıda piksel bulundurması anlamına gelmediği, uzaysal frekans domeninde aynı yapıya sahip olması gerektiği anlamına gelmektedir.



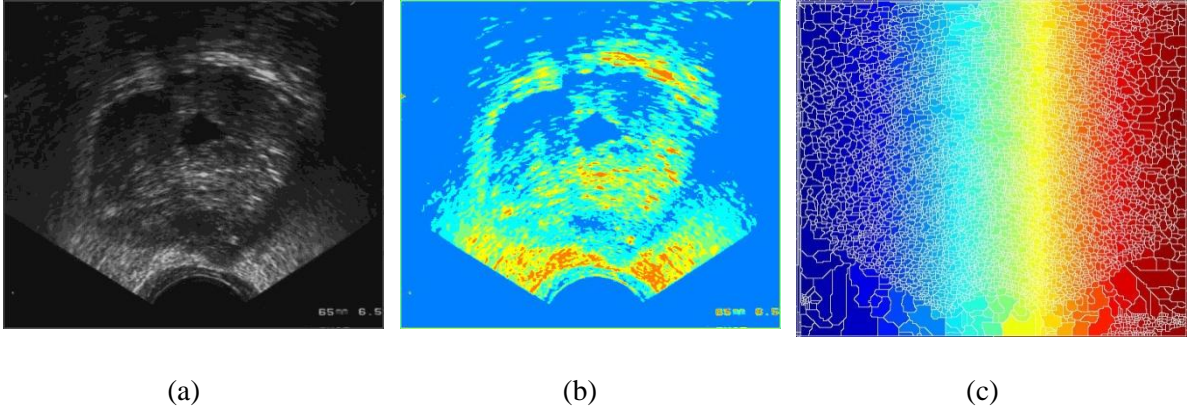
Şekil 2.4 Farklı uzaysal frekansa ve aynı histograma sahip görüntüler
(a) Satranç tahtası (b) Düşey siyah-beyaz sütunlardan oluşan görüntü

Doğal ve yapay dokuların çok fazla sayıda bulunmasından dolayı literatürde evrensel olarak geçerli doku tanımı bulunmamaktadır. Çok kanallı filtreleme yaklaşımı, farklı dokuların baskın uzaysal-frekans bileşenleri farklı olduğu için ilgi çekici bulunmaktadır.

Gabor filtre bankası görüntümüze uygulanırken, karşımıza 4 temel karar vermemiz gereken durum çıkmaktadır. [50]

1. Kanalları karakterize etmek ve sayısını belirlemek.
2. Filtrelenmiş görüntüler için uygun doku özelliklerini seçebilmek
3. Kanallar arasındaki ilişkiyi belirleyebilmek(bağımlı, bağımsız)
4. Farklı kanallardaki doku özellikleriyle doğru bölütleme yapabilmek

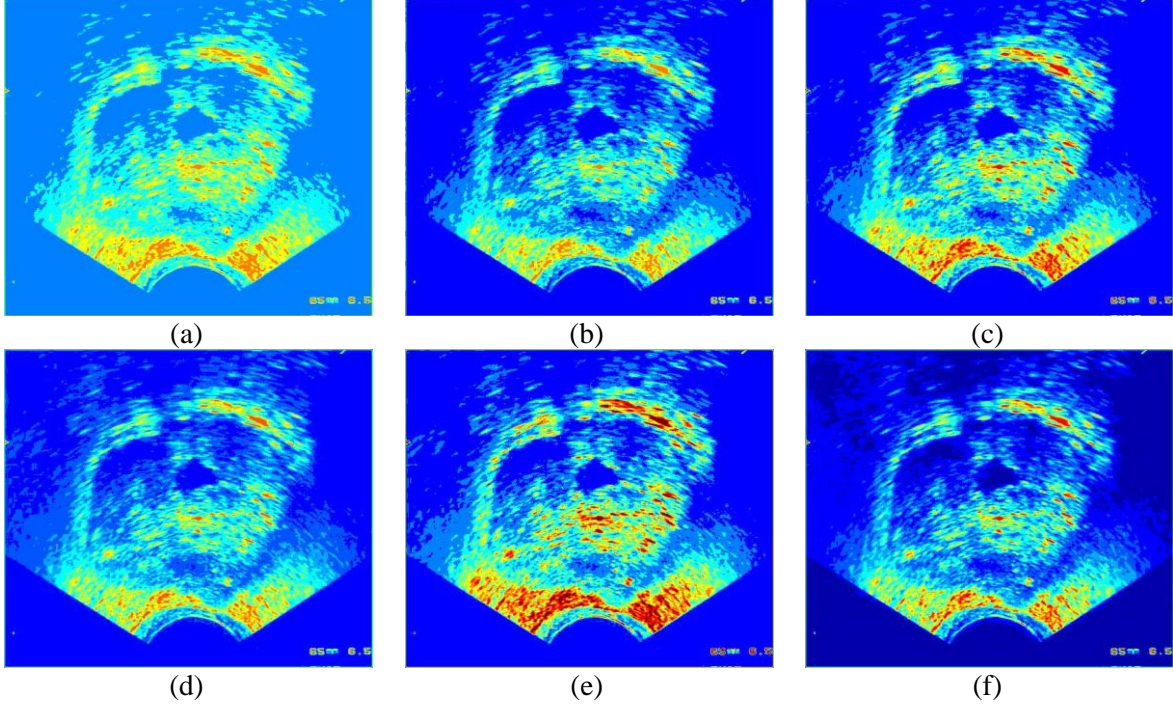
Bu çalışmada görüntü yumuşatma ve band geçiren filtreden geçirmeden sonra gerçekleştirilen işlem kaynak prostat görüntülerini bölütlemektir. Bölütleme işlemi üzerinde kanser aranacak bölgeleri belirleyeceği için algoritmanın sıhhatli çalışması için hayati öneme sahiptir. Bu bakımdan çeşitli bölütleme algoritmaları prostat görüntüleri üzerinde incelenmiş ve hekim gözetimine sunulmuştur. Hekimin değerlendirmesine göre doku niteliğini en iyi yansıtan algoritmanın k ortalama algoritması olduğu kararlaştırılmıştır. Şekil 2.5'te örnek bir prostat görüntüsünün üç ayrı bölütleme algoritmasına göre bölütlenmiş hali görülmektedir.



Şekil 2.5. Örnek prostat görüntüsünün değişik bölütleme algoritmalarıyla bölütlenmiş hali (a) kaynak görüntü (b) $k = 5$ değeri için k ortalama algoritması (c) watershed algoritması ile bölütlenmiş görüntü.

K ortalama algoritması kullanılırken karşımıza çıkan en önemli sorun doğru k parametresinin seçimi olmaktadır. Zira çeşitli k parametrelerine göre elde edilen değerler

birbirinden çok farklı olabilmektedir. Şekil 2.6'da değişik k kıymetleriyle sağlanan görüntüler yer almaktadır.



Şekil 2.6. Değişik k parametrelerine göre elde edilen görüntüler

Veri tabanındaki 60 prostat görüntüsü incelendiğinde, en iyi sonucun 11 değerinde elde edildiği görülmüştür.

Ayrıca görüntüler üzerinde k değerine göre elde ettiğimiz görüntüler Matlab'de hazırlanan programla anlık olarak erişilmiş ve bu sayede önerilen k değerleriyle elde edilen bölgeler test edilmiştir. Seçilen k değerine göre karşımızda prostat görüntüsü üzerinde aynı bölgeye dahil olan doku parçaları çıkmaktadır. Normal dokular farklı sınıflara dahil olurken, kalsifiye alanların aynı bölgede yer aldıkları gözlemlenmiştir. Hipoekoik alanların da genellikle aynı grupta yer aldıkları özellikle de santral zon ve prostatın orta üst tarafına doğru olan koyu bölgelerin de bu grupta yer alması dikkatimizi çekmiştir.

Bu aşamalarda görülmüştür ki koyuluğun, artifaktın ve noktasal gürültülerin etkisiyle normal doku, hipoekoik dokuyla aynı grupta yer alabilmektedir. Bu durumdan ötürü elde edilmiş olan parçaların sınıflandırılmasının kolay olmayacağı ortaya çıkmıştır.

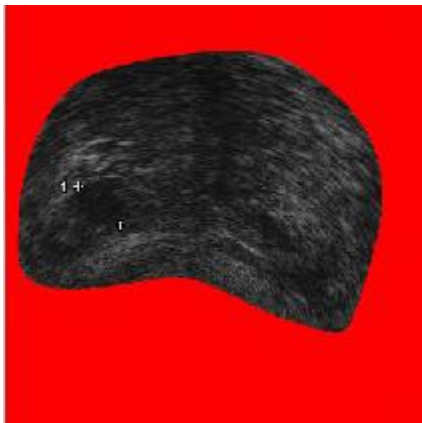
2.6.1. Prostat Kanserinin Dokusal Özellikleri

Prostat görüntülerinde kanser şüphesi taşıyan bölgelerin özellikleri hekimlerce şöyle belirlenmiştir.

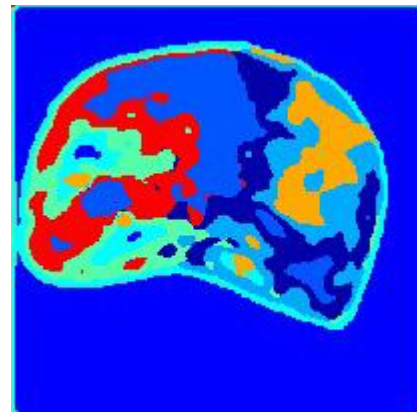
1. Kanser en fazla görüldüğü yer prostatın dış kısmı olan periferik zondur.
2. Kanserli bölgeler genellikle hipoekoik (koyu) bölge olarak karşımıza çıkmaktadır.
3. Kanser bölgesi genellikle yuvarlak şekilde koloniler halindedir.
4. Küçük küçük gruplar halinde görülmez.
5. Orta bölgeden idrar kanalı geçtiği için o kısmın koyu görülmesi normaldir.
6. Beyaz grup olan kalsifiye bölgesi ileride kanser gösterme ihtimali vardır.

2.6.2. Koyu (Hipoekoik) Bölge İçeren Prostatın Bölütlenmesi

Hastalık bulduran prostatlarda, en korkulan gözlemlerden biri koyu bölge bulduran prostatlardır. Çünkü en sık görülen prostat kanseri habercisi bu bölge olmaktadır. Bölge normal prostat dokusunun görünümünden farklı olarak daha koyu bir yapı göstermektedir. Uyguladığımız bölütleme yöntemi sayesinde Şekil 2.7a'da yer alan prostat üzerinde bize göre sol alt tarafta(hastanın sağ alt tarafı) hipoekoik nodül, Şekil 2.7b'de farklı bir grup oluşturarak karşımıza çıkmaktadır.



(a)

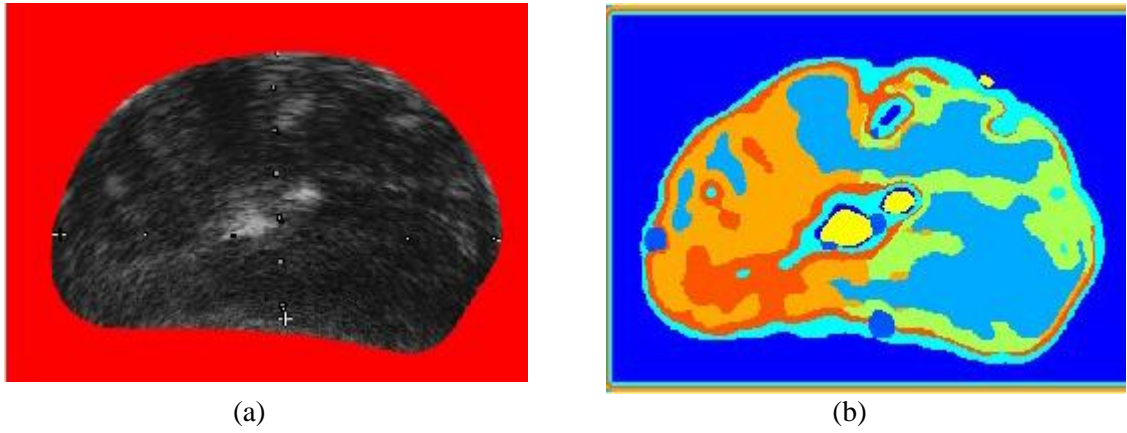


(b)

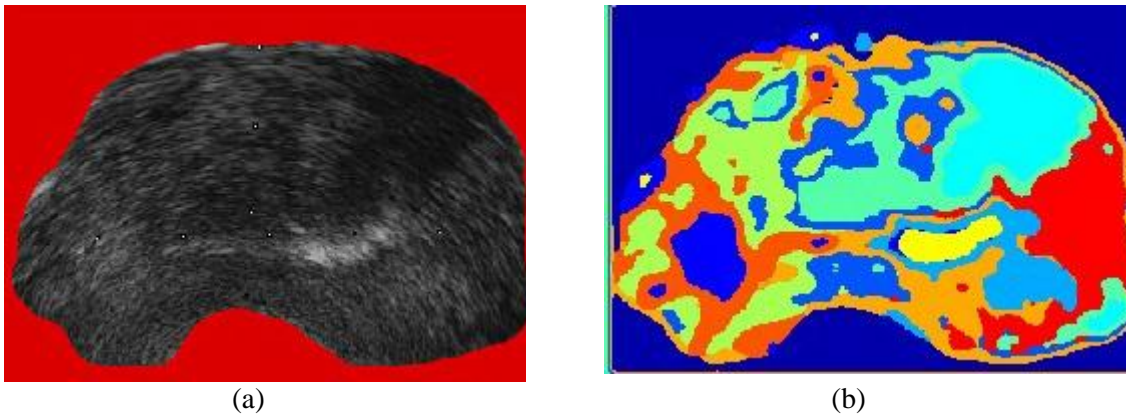
Şekil 2.7. Hipoekoik bölge bulduran prostatın bölütlenmesi (a) Elle bölütlenmiş Prostat görüntüsü (b) Bölütleme sonucu

2.6.3. Kalsifiye Bölge Bulunduran Prostatın Bölütlenmesi

Kalsifiye bölgeler, prostat üzerinde gelecekteki tehlikeyi haber veren alanlardır. O yüzden bu bölgelerin de program tarafından hekime sunulabilmesi çok önemlidir. Kullandığımız bölütleme yöntemi bu tür bölgelerin bölütlenmesinde de oldukça iyi performans göstermiştir. Hatta Şekil 2.8’de görüleceği üzere 2 farklı kalsifiye alan içeren ve Şekil 2.9’da yer alan tek kalsifiye alan içeren bölgeler farklı birer gruplara dahil olmuşlardır.



Şekil 2.8. Kalsifiye 2 bölge bulunduran prostatın bölütlenmesi (a) Orijinal görüntü (b) Bölütleme sonucu



Şekil 2.9. Kalsifiye bölge içeren prostatın bölütlenmesi (a) Kalsifiye bölge bulunduran prostat görüntüsü (b) Bölütleme sonucu

Bu bilgilerin ardından kullandığımız yöntemin bu bölgeleri ortaya çıkarabildiklerini gözlemek ve sınıflandırma işlemine girmeden önceki durumlarının hem şüpheli, hem normal dokuyu bir arada bulundurmamasını sağlayabilmek amacıyla aşağıdaki testler gerçekleştirilmiştir.

2.7. Öznitelik Çıkarma

Bu aşamadan sonra, yukarıdaki işlemlerin ardından elde edilen bölütlerin özelliklerini çıkarma işlemi gerçekleştirilebilir. Literatürde çok sayıda özellik çıkarma yöntemi bulunmaktadır. Bunlar şekil tabanlı, doku tabanlı ve görünüş tabanlı yöntemler olup birçok alt başlık içermektedirler. Bu çalışmada Gri Düzey Eş Oluşum Matrisinden (Gray Level Co-Occurrence Matrix) elde edilen özellikler kullanılmıştır.

2.7.1. GDOM özelliklerinin Çıkarılması

Yukarıda anlatılan işlemlerin gerçekleşmesinin ardından oluşan her bölge için GDOM özellikleri çıkarılmaktadır. GDOM hesaplanmadan önce elde ettiğimiz bölütleri hekimlere anlaşılır biçimde sunabilmek amacıyla bölütler, kendilerini kapsayan kutular ile hekimlere sunulmuştur. Seçilen k değerine sahip olan bölütler ekranda kapsayan kutularıyla gösterilmiştir. Örneğin k değeri 1 seçilirse, 1 değerine sahip bütün ayrı bölütler kendilerini kapsayan kutu içinde ekranda gösterilmektedir. İşte elde edilen her bir bölüt için GDOM özelliği çıkarılmaktadır. Kullanılan GDOM özellikleri Tablo 4’te verilmiştir.

Tablo 4. Çalışmada kullanılan GDOM özellikleri

Karşıtlık	Normal dokularda gri seviye değişimi fazla olduğundan dolayı karşıtlığın fazla çıkabileceği varsayılmıştır. Kanserli dokular ise birbirine yakın tonda piksellerden oluştuğu için karşıtlığın daha düşük olması beklenmektedir.
Enerji	GDOM’nde hesaplanan olasılık yoğunluk değerlerinin toplamıdır. 0 ile 1 arası değerler almaktadır.
İlinti	Bir pikselin bütün görüntü boyunca komşuluğundaki piksellerle nasıl bir ilişki içerisinde olduğunun ölçüsüdür.

Tablo 4'ün devamı

Homojenite	Grup içinde piksellerin birbirine benzerliğine baktığından dolayı kanser bölgesinde, normal dokulara göre daha yüksek değer alması beklenmektedir.
Entropi	Görüntüdeki piksellerin birbirleriye olan yakınlığının ölçüsüdür.
Benzemezlik	Karşıtlık değerinin hesaplanmasından farklı olarak, formülde $ i-j $ değeri karesi alınmadan hesaplama yapılmaktadır.

2.7.2. Bölütlerin İçinin Doluluk Testi

Görüntülerin bölütlenmesinin ardından elde edilen gruplar incelendiğinde, normal dokuların hipoekoik bölgelerden ve kalsifiye bölgelerden farklı olarak çok daha fazla sayıda içi boş bölgeler barındırdığı gözlemlendi. Bu konuda doktorların bize öğretmiş olduğu ve tezin 2.6.1 başlığı altında yer alan bilgilerden 3 ve 4 nolu maddeler aslında bu durumu özetlemektedir. Doktorlar kanser dokularının gelişimiyle ilgili olarak komşu bölgelerindeki dokulara yayılarak vücuda yayıldıklarını yani bir kısım komşularını atlayarak sonraki bölgelerde yayılma gösterme özellikleri bulunmadığını, küçük küçük gruplar halinde değil, bir bütün olarak karşımıza çıkma özelliği gösterdiklerini belirttiler.

Bu bilgiler ışığında Matlab programında bulunan “Euler number” özelliği kullanılarak, elimizdeki bölütler üzerinde denenmiş ve normal dokular

2.8. Öznitelik Verilerini Sınıflandırma

Bir önceki adımda elde edilen her bir farklı grup için tanıma işleminde bize yardımcı olabilecek olan istatistikî özellikler hesaplanmıştır.. Bu özelliklerin kanser bölgesi, kalsifiye bölge ve normal bölgeler için farklı değerlere sahip olduğu görülmüştür. Bu bölümde elimizdeki bölgeleri sınıflandırarak hem oluşturduğumuz grupların anlamlı parçalardan oluştuğunu göstermek hem de yeni gelen görüntü gelince görüntü hakkında karar verebilmek amacıyla sınıflandırma işlemi eklenmiştir. Doktorların bizlere işaretlemiş olduğu görüntüler üzerinde yaptığımız incelemeler, doktorların işaretlemiş olduğu görüntüler üzerinde farklı gruplara ayrılmış görüntülerin istatistiki olarak birbirinden farklı sonuçlar verdiklerini de görebilmemizi sağlamıştır. Bu kısım bize göstermektedir ki

istatistiki bilgiler dokularla ilgili olarak belirleyici özellikler vermektedir. Bu bölümde PRTools programı kullanılarak farklı sınıflayıcılar farklı çekirdek yapıları kullanılarak test edilmiş ve elimizdeki görüntü ve özelliklerine göre hangisini kullanarak daha fazla doğrulukta sınıflandırma sonucu elde edilebileceği gözlemlenmiştir.

Veri tabanımızın son durumunda yer alan 143 farklı bölüt üzerinde, yarısı eğitimde kullanılarak, diğer yarısıyla da test işlemi gerçekleştirilerek Tablo-5'teki değerler elde edilmiştir. Kullanılan yöntemde eğitime giren veri seti rastgele belirlendiğinden dolayı, hem eğitim seti hem de test setimiz her iterasyonda değişmektedir. Bu sayede her koşmada farklı değerler elde ederek, en gerçekçi sonucun elde edilmesi amaçlanmıştır.

Tablo 5. Karar Ağacı yöntemiyle elde edilen bir sonuca örnek

	Kanser	Normal	Riskli
Kanser	8	2	0
Normal	2	45	0
Riskli	0	4	10

Elde edilen bu değerlerin ardından sıra başarı oranlarını bulmaya gelmektedir. Birçok yayında da kullanılan hassasiyet, özgüllük ve doğruluk değerleri bu çalışmada da hesaplanmıştır.

2.9. Başarı hesaplama formülleri

Duyarlılık: Test sonucunda pozitif sonuçları bulma oranıdır.

$$Duyarlılık = \frac{Doğru Pozitif Sayısı}{Doğru Pozitif Sayısı + Yanlış Negatif Sayısı} \quad (14)$$

Özgüllük: Test sonucunda negatif sonuçları bulma oranıdır.

$$Özgüllük = \frac{Doğru Negatif Sayısı}{Doğru Negatif Sayısı + Yanlış Pozitif Sayısı} \quad (15)$$

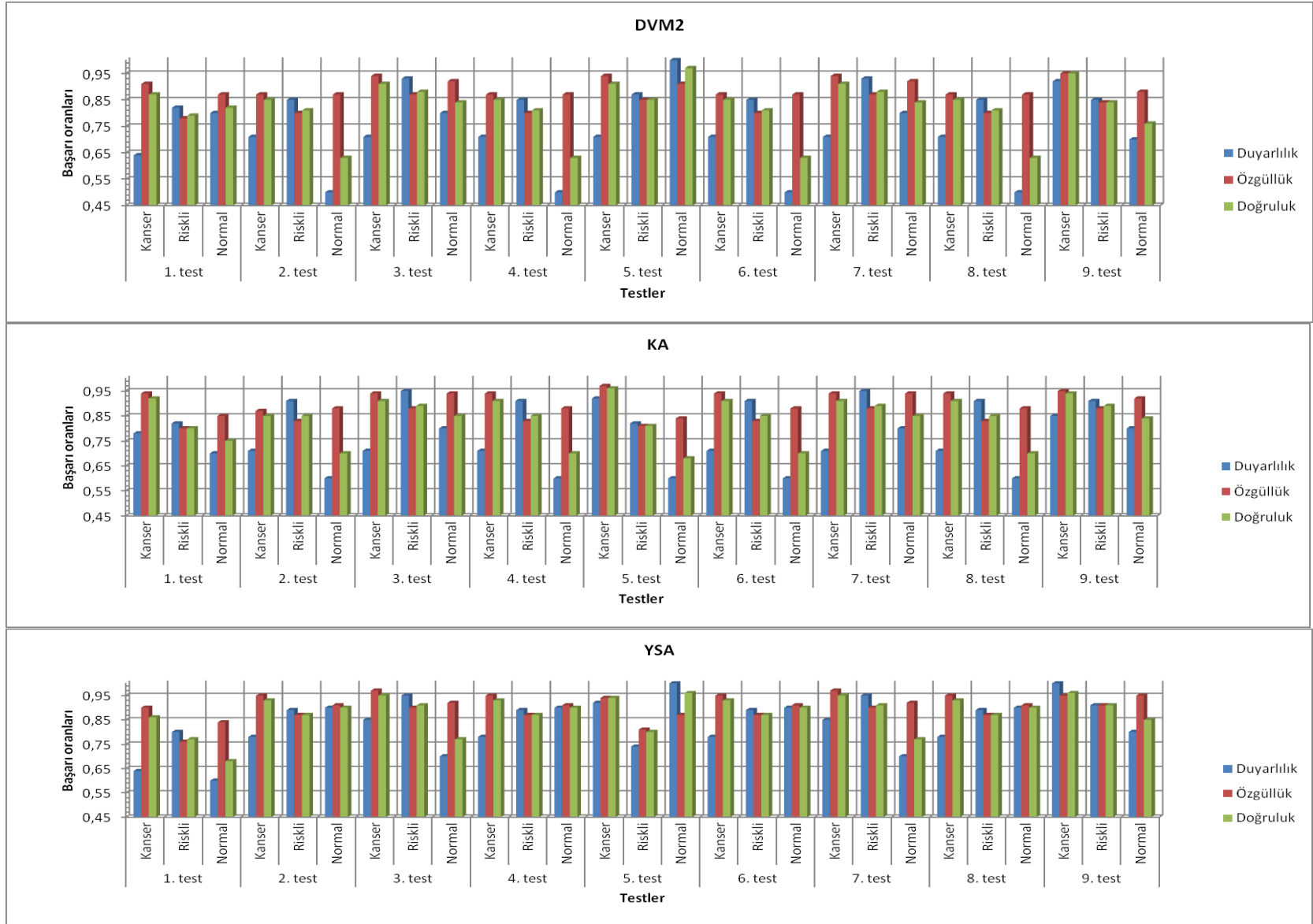
Doğruluk: Pozitif değerlendirmelerin, tüm değerlendirmelere oranıdır.

$$\text{Doğruluk} = \frac{\text{Doğru Pozitif Sayısı} + \text{Doğru Negatif Sayısı}}{\text{D.Pozitif S.} + \text{Y.Pozitif S.} + \text{D.Negatif S.} + \text{Yanlış Negatif S.}} \quad (16)$$

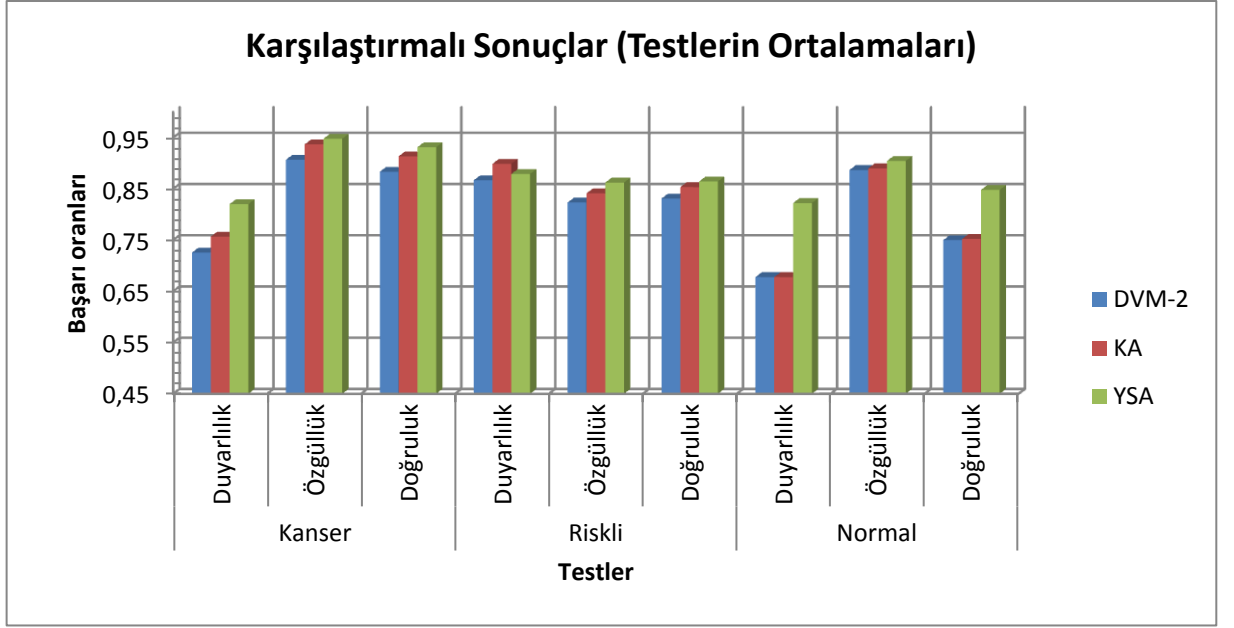
DVM, KA ve YSA ile elde edilen sonuçlar Tablo 6'da gösterilmiştir.

Tablo 6. İşaretli bölgeler üzerinde üç farklı sınıflayıcının doğruluk, özgülük ve duyarlılık değerleri

		DVM2			KA			YSA		
		Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk
		k	k	k	k	k	k	k	k	k
1. test	Kanser	0,64	0,91	0,87	0,78	0,94	0,92	0,64	0,9	0,86
	Riskli	0,82	0,78	0,79	0,82	0,8	0,8	0,8	0,76	0,77
	Normal	0,8	0,87	0,82	0,7	0,85	0,75	0,6	0,84	0,68
2. test	Kanser	0,71	0,87	0,85	0,71	0,87	0,85	0,78	0,95	0,93
	Riskli	0,85	0,8	0,81	0,91	0,83	0,85	0,89	0,87	0,87
	Normal	0,5	0,87	0,63	0,6	0,88	0,7	0,9	0,91	0,9
3. test	Kanser	0,71	0,94	0,91	0,71	0,94	0,91	0,85	0,97	0,95
	Riskli	0,93	0,87	0,88	0,95	0,88	0,89	0,95	0,9	0,91
	Normal	0,8	0,92	0,84	0,8	0,94	0,85	0,7	0,92	0,77
4. test	Kanser	0,71	0,87	0,85	0,71	0,94	0,91	0,78	0,95	0,93
	Riskli	0,85	0,8	0,81	0,91	0,83	0,85	0,89	0,87	0,87
	Normal	0,5	0,87	0,63	0,6	0,88	0,7	0,9	0,91	0,9
5. test	Kanser	0,71	0,94	0,91	0,92	0,97	0,96	0,92	0,94	0,94
	Riskli	0,87	0,85	0,85	0,82	0,81	0,81	0,74	0,81	0,8
	Normal	1	0,91	0,97	0,6	0,84	0,68	1	0,87	0,96
6. test	Kanser	0,71	0,87	0,85	0,71	0,94	0,91	0,78	0,95	0,93
	Riskli	0,85	0,8	0,81	0,91	0,83	0,85	0,89	0,87	0,87
	Normal	0,5	0,87	0,63	0,6	0,88	0,7	0,9	0,91	0,9
7. test	Kanser	0,71	0,94	0,91	0,71	0,94	0,91	0,85	0,97	0,95
	Riskli	0,93	0,87	0,88	0,95	0,88	0,89	0,95	0,9	0,91
	Normal	0,8	0,92	0,84	0,8	0,94	0,85	0,7	0,92	0,77
8. test	Kanser	0,71	0,87	0,85	0,71	0,94	0,91	0,78	0,95	0,93
	Riskli	0,85	0,8	0,81	0,91	0,83	0,85	0,89	0,87	0,87
	Normal	0,5	0,87	0,63	0,6	0,88	0,7	0,9	0,91	0,9
9. test	Kanser	0,92	0,95	0,95	0,85	0,95	0,94	1	0,95	0,96
	Riskli	0,85	0,84	0,84	0,91	0,88	0,89	0,91	0,91	0,91
	Normal	0,7	0,88	0,76	0,8	0,92	0,84	0,8	0,95	0,85



Şekil 2.10. Sınıflandırıcı performanslarının grafiksel gösterimi



Şekil 2.11. Elde edilen sonuçların ortalamalarının karşılaştırılması

3. SONUÇLAR

Son zamanlarda tıp dünyasında yaşanan birçok gelişmeyle birlikte, tıbbi görüntüleme sistemlerinde de birçok gelişme yaşanmaktadır. Bilgisayar destekli teşhis (Computer Aided Detection) popüler bir çalışma alanı olarak yerini korumaktadır. Çünkü bilgisayarlar amaca uygun olarak programlandıklarında birçok alanda hata riskini düşürmektedirler.

Bu çalışmada incelenen görüntüler üzerinde kullandığımız bölütleme tekniği sayesinde benzer özellik gösteren dokuların aynı gruba dahil edilerek hekimin gözlemine sunulmuştur.

Tüm prostat bölgesi üzerinde çalışmak yerine benzer dokuların bir arada bulunduğu parçalar üzerinden yola çıkılması hekimlere kolaylık sağlayacağı görülmüştür.

Ultrason görüntülerde yer alan noktasal gürültülerin etkisini azaltabilmek için ve bölütleme performansını artırabilmek için Gauss yumuşatma kullanılarak daha doğru sonuçlar elde edilmiştir.

Kullandığımız doku özellik yöntemleri sayesinde normal, kanser ve riskli bölgelerin farklı özellikler gösterdikleri gözlemlenmiştir.

Kullandığımız sınıflama yöntemleri arasında destek vektör makineleri, karar ağaçları ve yapay sinir ağlarının elimizdeki özelliklerin sınıflanmasında daha başarılı oldukları gözlemlenmiştir. Bu üçlü grupta da yapay sinir ağlarında daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

4. ÖNERİLER

1. Çalışmada elde edilen sonuçların doğruluğu ürolog veya radyologların gözlemiyle kontrol edilmiştir. Bu kısımda patoloji sonuçlarının kullanılması daha da doğru değerlendirmeye olanak tanır.

2. TRUS prostat görüntülerinin birçok hastanede kayıt altında tutulmamasından dolayı, bu görüntülere ulaşmak zor olmaktadır. Buna rağmen daha büyük eğitim seti ve test seti kullanılması ile daha doğru sonuçlar elde edilebilir.

3. Geliştirilecek olan yazılımın medikal cihaz üreticilerine sağlanmasıyla hem tıbbi cihazların gelişmesine hem de hekimlerin işlerinin kolaylaşması sağlanabilir.

4. Dokusal görüntü bilgilerinin yanına gerekirse klinik bilgiler de ilave edilerek biyopsi sayısının ileride azaltılabileceği ve bir gün ortadan kalkabileceği düşünülmektedir.

5. 3D tıbbi görüntülemenin ileride daha fazla yaygınlaşacağı düşünüldüğünde, 3 boyutlu görüntüler üzerinde çalışmalar yapılabilir.

5. KAYNAKLAR

1. Anafarta, K., Bedük, Y. ve Arıkan, N., Temel Üroloji, 3. Baskı, Güneş Tıp Kitap Evleri, Ankara, 2007.
2. <http://www.dralihatay.com/prostat.htm> Prostat ve Hastalıkları. 12.07.2012.
3. <http://www.saglikkosesi.net/wp-content/uploads/2011/04/prostat-kanseri.jpg> Prostat Görüntüsü. 12.07.2012.
4. www.cancer.org American Cancer Society. 18.05.2012.
5. <http://www.hastane.com.tr/saglik/40-yasindan-sonra-prostat-kontrolu-sart.html> Prostat kanseri hakkında bilgiler. 12.07.2012.
6. www.cancer.ca Canadian Cancer Society. 18.05.2012.
7. Dönmez, T., Yenilmez, A., Hekimler İçin Üroloji, Osmangazi Üniversitesi Yayınları, Yayın No:138, Eskişehir, 2007
8. Anafarta, K., Göğüş, O., Bedük, Y. ve Arıkan, N., Temel Üroloji, Güneş Kitabevi, Ankara, 1998.
9. Marian, W., An Automated Modified Region Growing Technique for Prostate Segmentation in Trans-Rectal Ultrasound Images, Master Thesis, University of Waterloo, 2008.
10. http://en.wikipedia.org/wiki/Gaussian_blur Gaussian Blur. 12.07.2012.
11. Gabor, D., Theory of communication, Journal of the Institute of Electrical Engineers, (1946) 429–457.
12. Aykut, M., Örüntü Tanıma Amaçlı Doğrusal Olmayan Yöntemlerin Geliştirilmesi ve Uygulanması, Yüksek Lisans Tezi, K.T.Ü., Fen Bilimleri Enstitüsü Trabzon, 2007.
13. <http://www.cs.toronto.edu/~jepson/csc2503/segmentation.pdf> Allan Jepson's Image Segmentation Notes. 12.07.2012
14. http://en.wikipedia.org/wiki/Region_growing Region Growing. 23.05.2012.

15. http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/MORSE/region.pdf Segmentation(Region Based), Bryan S. Morse, Brigham Young University, 1998–2000. 13.07.2012.
16. Hartigan, A. J., Wong, M. A., A K-Means Algorithm, Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics), 100-108.
17. <http://www.mathworks.com/help/toolbox/stats/kmeans.html> K-Means, 23.05.2012.
18. Haralick, R. M., Statistical and Structural Approaches to Texture, Proc. IEEE, vol. 67, no. 5, pp. 786-804, 1979
19. Khan, M., Ding, Q. ve Perrizo, W., k-Nearest Neighbor Classification on Spatial Data Streams Using P-Trees, Pacific-Asian Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining (2002), pp. 517-528.
20. http://en.wikipedia.org/wiki/K-nearest_neighbor_algorithm K Nearest Neighbour Algorithm. 12.07.2012.
21. Apaydın, E., Yapay Öğrenme, Boğaziçi Üniversitesi Yayınevi, İstanbul, 2011.
22. Yıldırım, S., Tümevarım Öğrenme Tekniklerinden C4.5'in İncelenmesi, Yüksek Lisans Tezi, İ.T.Ü., Fen Bilimleri Enstitüsü, 2003
23. http://tr.wikipedia.org/wiki/Bayes_teoremi Bayes Teoremi. 18.05.2012
24. <http://www.statsoft.com/textbook/naive-bayes-classifier> Naive Bayes Classifier. 18.05.2012
25. Cortes, C., Vapnik, V., Support-Vector Networks, Machine Learning, 1995, 273-297.
26. Abe, S., Support Vector Machines for Pattern Classification (Advances in Computer Vision and Pattern Recognition), Springer, 2005
27. Duda, R. O., Hart, P. E. ve Stork D. G., Pattern Classification (2nd Edition), Wiley, 2000.
28. <http://en.wikipedia.org/wiki/Neuron> Neuron, 15.07.2012.
29. Zurada, J. M., Introduction to Artificial Neural Systems, West, 1992.
30. Nابیev V. V., Yapay Zeka, 3. Baskı, Seçkin Yayıncılık, Ankara, 2010
31. Öztemel, E., Yapay Sinir Ağları, 3. Basım, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 2012

32. Houston, A. G., Premkumar S. B., Pitts, D. A. ve Babaian, R.J., Prostate Ultrasound Image Analysis: Localization of Cancer Lesions to Assist Biopsy, Eight IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems, (1995) 94-101.
33. Schimitz, G., Ermert H., Senge, T., Tissue-Characterization of the Prostate using Radio Frequency Ultrasonic Signals, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 46(1), (1999) 126-138.
34. Yfantis, E. A., Lazarakis, T., Bebis, G., Gallitano, G. M., A Computer Algorithm for Cancer Recognition on Ultrasound Images of Prostate Tissue, Information Intelligence and Systems, International Conference (1999), 34-39.
35. Lorenz, A., Pesavento, A., Scheipers U., Ermert, H., Garcia-Schürmann M., Sommerfeld, H. –J., Senge, T., Pkilippou S., Ultrasonic Tissue Characterization – Assessment of Prostate Tissue Malignancy in vivo using a conventional Classifier based Tissue Classification Approach and Elastographic Imaging, Ultrasonic Symposium 2000 IEEE, (2000) Vol. 2, 1845-1848.
36. Zhang, H., Zhang, Z., Partin, A. W., Neural Network Based Systems for Prostate Cancer Stage Prediction, Neural Networks, IJCNN 2000, Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference, (2000) Vol. 3, 659-662.
37. Djavan, B., Renzi, M., Zlotta A., Seitz, C., Snow, P., Marberger, B., Novel Artificial Neural Network for Early Detection of Prostate Cancer, Journal of Clinical Oncology, (2002) 921-929.
38. Mohamed, S.S., El-Saadany, E. F., Fenster, A., Downey, D. B., Rizkalla, K., Region of Interest Identification in Prostate TRUS Images Based on Gabor Filter, Circuits and Systems, IEEE 46th Midwest Symposium, (2003) Vol 1, 415-419.
39. Mohamed, S. S., Abdel-galil, T. K., Salama, M. M. A., El-Saadany, E. F., Kamel, M., Fenster, A., Downey, D. B., Rizkalla, K., Prostate Cancer Diagnosis Based on Gabor Filter Texture Segmentation of Ultrasound Image, Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, (2003) Vol 3. 1485 – 1488.
40. Scheipers, U., Ermert, H., König, K., Sommerfeld, H. –J., Senge, T., Diagnostics of Prostate Cancer based on Ultrasonic Multifeature Tissue Characterization, IEEE Ultrasonics Symposium, (2004) Vol. 3, 2153 – 2156.
41. Feleppa, E. J., Porter, C. R., Ketterling, J., Lee, P., Dasgupta, S., Urban, S., Kalisz, A., Recent Developments in Tissue-type Imaging (TTI) for Planning and Monitoring Treatment of Prostate Cancer, PMC Article, Ultrasound Imaging, 26(3), (2004) 163-172.

42. Llobet, R., Perez-Cortez, J. C., Toselli, A. H., Juan, A., Computer-Aided Detection of Prostate Cancer, International Journal of Medical Informatics, (2007) 547–556.
43. Mohamed, S. S., Salama, M. M. A., Prostate Tissue Classification Methods and Critiques, IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, (2007) 144-149.
44. Hui, E. K. T., Mohamed, S. S., Salama, M. M. A., Rizkalla, K., Region-Based Feature Extraction Using TRUS Images, IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, (2008) 205-208.
45. Wong, A., Scharcanski, J., Fisher–Tippett Region-Merging Approach to Transrectal Ultrasound Prostate Lesion Segmentation, IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, Vol. 15, NO. 6, (2011) 900-907.
46. Manavalan, R., Thangavel, K., Quick Reduct-ACO based Feature Selection for TRUS Prostate Cancer Image Classification, Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition, Informatics and Medical Engineering, (2012) 331-336.
47. Bovik, A. C., Clark, M., Geisler, W. S., Multichannel Texture Analysis Using Localized Spatial Filters, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12 (1) (1990) 55-73.
48. Hall C. F., Hall E. L., A Nonlinear Model for the Spatial Characteristics of the Human Visual System, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, SMC-7 (3) (1977) 161-170.
49. Jain, A.K., Farrokhnia F., Unsupervised texture Segmentation Using Gabor Filters, Pattern Recognition 24 (12) (1991) 1167-1186.
50. Bigün J., Hans du Buf, J. M., N-folded Symmetries by Complex Moments in Gabor Space and their Application to Unsupervised Texture Segmentation, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 16 (1) (1994) 80-87.
51. Clausi, D. A., Jernigan, M. E., Designing Gabor Filters for Optimal Texture Separability, Pattern Recognition 33 (2000) 1835-1849.
52. Brodatz, P., Textures: A Photographic Album For Artists And Designers, Dover Publications, New York (1966).
53. Mohamed, S. S., Integrated Feature Analysis for Prostate Tissue Characterization Using TRUS Images, PhD Thesis, University of Waterloo, 2006.

ÖZGEÇMİŞ

1987 yılında Trabzon'da doğdu. İlköğrenimini İskenderpaşa İlköğretim Okulu'nda Orta öğrenimini Trabzon Kanuni Anadolu Lisesi'nde tamamladı. 2005 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nde lisans programına başladı ve 2009 yılında mezun oldu. Aynı yıl Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yüksek lisans programına ve aynı bölümde araştırma görevlisi olarak çalışmaya başladı. Halen bu görevini sürdürmektedir. Yabancı dil olarak İngilizce bilmektedir.