

**BİR UZMAN SİSTEM YARDIMIYLA KANSER HÜCRELERİNİN
BELİRLENMESİ**

Mustafa KUTUKIZ

Yüksek Lisans Tezi

Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Asaf VAROL

OCAK - 2014

**T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**BİR UZMAN SİSTEM YARDIMIYLA KANSER HÜCRELERİNİN
BELİRLENMESİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Mustafa KUTUKIZ

(02131103)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 07 Ocak 2014

Tezin Savunulduğu Tarih : 30 Ocak 2014

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Asaf VAROL

Diğer Jüri Üyeleri : Doç. Dr. Engin AVCI

Yrd. Doç. Dr. Ahmet TEKİN

OCAK – 2014

ÖNSÖZ

Kanser, onlarca tanı-teşhis aracının varlığı, yetişmiş bilim insanlarının varlığı ve tıp alanındaki hızlı gelişmelerin sonucu günümüzde geline teknolojik noktaya rağmen çağımızın en önemli hastalıklarından biri olmaya devam etmektedir. Kanserın öldürücü etkisi artık kesin olarak bilinmekle birlikte farklı türlerinin olduđu da gün ışığına çıkarılmıştır. Bilim dünyası, bu kadar çeşitli ve ölümcül olan bir hastalığı henüz mağlup etmeyi maalesef başaramamıştır. Fakat erken teşhis ve özel tedbirlerle bazı kanser türlerinin tedavisi mümkün olabilmektedir.

Tıp merkezlerinden alınan mikroskopik kan kanseri resimlerinden faydalanılmıştır. Bu resimler üzerinde çalışılarak türev hesaplama formülleri kullanılmış ve kan kanseri olan hücrelerin tespit edilmesi hedeflenmiştir.

Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalı'nda Yüksek Lisans tezi olarak yapılan bu çalışmayı tamamlamamda bana desteklerini esirgemeyen Danışmanım Sayın Prof. Dr. Asaf VAROL'a, tezin hazırlanma aşamasında yardımcı olan aileme, Doç. Dr. Engin AVCI'ya ve meslektaşım Yusuf AKKAYA'ya teşekkür ederim.

Mustafa KUTUKIZ
ELAZIĞ-2014

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ.....	I
İÇİNDEKİLER.....	II
ÖZET.....	IV
SUMMARY	V
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	VI
TABLolar LİSTESİ	VII
KISALTMALAR	VIII
SEMBOLLER LİSTESİ.....	X
1. GİRİŞ	1
1.1. Tezin Amacı	2
1.2. Kullanılan Yöntemler	2
1.3. Literatürde Yer Alan Bazı Önemli Çalışmalar	3
2. MATERYAL ve METODLAR.....	6
2.1. KANSER.....	6
2.1.1. Kanser.....	6
2.1.2. Kan Kanseri (Lösemi)	8
2.1.3. Kan Kanseri Çeşitleri	9
2.1.3.1. Akut Lösemiler	9
2.1.3.2. Kronik Lösemiler.....	10
2.2. UZMAN SİSTEMLER.....	12
2.2.1. Uzman Sistemlerin Tanımı.....	12
2.2.2. Uzman Sistemlerin Kullanım Alanları	13
2.2.3. Uzman Sistemlerin Gereksinimleri	13
2.2.4. Uzman Sistemlerin Yapısı.....	14
2.2.5. Uzman Sistemlerin Yeterlilikleri.....	16
2.2.6. Uzman Sistemlerde Örüntü Tanıma	17
2.2.7. Uzman Sistemlerde Örüntü Tanıma Yapısı.....	18
2.3. GÖRÜNTÜ İŞLEME	19
2.3.1. Görüntünün Tanımı	22
2.3.2. Yerel Tanımlayıcılar.....	22

2.3.2.1.	Leung-Malik (LM) dizisi.....	23
2.3.2.2.	Schmid (S) dizisi	24
2.3.2.3.	Maksimum Yanıt (Maximum Response 8 - MR8).....	24
2.3.2.4.	Gabor Dizisi.....	25
2.3.2.5.	Yerel Türevi (LD).....	26
2.3.2.6.	Halka ve Kama Dizisi.....	26
2.3.2.7.	Görüntü Yamaları.....	27
2.3.3.	Görüntü gösterim algoritması.....	28
2.3.4.	Sürekli Maksimum Yanıtları (CMR) Temel Yerel Tanımlayıcı	28
2.3.5.	Temel Eğrilikler (PC) Temel Yerel Tanımlayıcı	33
2.3.6.	Sunum Yordamı	37
2.3.7.	Diğer Tanımlayıcılar ile Karşılaştırma.....	38
2.4.	YAPAY SİNİR AĞLARINA GİRİŞ	39
2.4.1.	Biyolojik Sinir Sistemi	40
2.4.2.	Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri	42
2.4.3.	YSA'nın Uygulama Alanları.....	43
3.	KANSERLİ HÜCRE GÖRÜNTÜLERİNİN TANINMASI İÇİN GERÇEKLEŞTİRİLEN UZMAN SİSTEM UYGULAMALARI	45
3.1.	Kanserli Hücre Sınıflandırma Sistemi.....	45
3.2.	KHSS Sınıflandırma Başarımının Test Aşaması.....	49
4.	SONUÇ, YORUM VE ÖNERİ	52
	KAYNAKLAR.....	54
	ÖZGEÇMİŞ	58

ÖZET

BİR UZMAN SİSTEM YARDIMIYLA KANSER HÜCRELERİNİN BELİRLENMESİ

Hücreler, vücudumuzun temel yapıtaşları olmakla birlikte tüm organların temel yapısını inşa etmektedir. Sağlıklı bir insanın sahip olduğu hücreler, ölen hücrelerin yerine yenilerinin oluşturulması ve yaralananların iyileşmesini gerçekleştirebilmek için bölünebilme özelliğini kullanır. Sağlıklı bir hücre ne kadar bölünebileceğini ve nerede çoğalacağını bilmektedir. Kanser hücreleri ise kontrolsüz olarak bölünür ve çoğalır. Zamanla birikerek tümör haline gelir. İleriki safhalarda kanser hücreleri, oluştukları tümörden ayrılırsa dolaşım sistemi ile vücudun diğer bölgelerine gidip koloni oluşturur ve büyümeye devam eder. Nihai olarak da bulaştıkları kişinin ya organını kaybetmesine ya da ölümüne neden olmaktadır.

Uzman sistemler, belirli bir disiplin alanında, gerçek kişilerden elde edilen bilgilerden yola çıkarak, zamanla kendi kendini geliştirebilen, karar sürecinde kısmen de olsa insan gibi karar verebilme yeteneğine sahip sistemlerdir. Uzman sistem geliştirildikten sonra karar aşamasında, insanla aynı sonucu verebilmelidir. Yaygın olan görüşün aksine, geliştirilen sistemin amacı bir uzmanın yerini almak değil, sadece teşhis safhasında konu üzerinde çalışan uzmanlara elde edilen bilgilerin ışığında verilecek kararlara destek olmaktır. Bu yüzden uzman sistem denince akla ilk olarak karar destek sistemleri gelmelidir. Bu nedenle çalışmanın esas amacı uzmanların daha hızlı ve daha doğru karar almalarıdır.

Bu tez çalışmasında çağımızın en ölümcül hastalığı olan kanserin tespiti için uzman bir sistem geliştirilmiştir. Geliştirilen görüntü tanıma sisteminde kullanıcı ara yüzü olarak Matlab programından yararlanılmış, kanserli hücrelerinin saptanması ve sağlıklı hücrelerin kanser hücrelerinden ayırt edilmesi hedeflenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Kanser, Kanser Hücreleri, Uzman Sistemler, Karar Destek Sistemleri, Görüntü Tanıma

SUMMARY

DETERMINATION OF CANCER CELLS USING AN EXPERT SYSTEM

Cells are the building blocks of our body and they create the main structure of all organs. Cells that a healthy person has used their feature of divisibility so that new cells can replace dead cells and recovery can take place in injured parts. A healthy cell knows to what extent it can split where it can multiply. However, cancer cells split and multiply in an uncontrolled way. If cancer cells, in further phases, move off the tumor they have created, they colonize in their circulatory system and other parts of the body, and they continue to grow there. This may lead to organ loss or death.

Expert systems are systems which are capable of improving themselves in the area of a given discipline, based on the information obtained from real persons. They have the ability to make decisions partly like human beings. Having been developed, expert systems should give the same results as human beings. Contrary to common view, the aim of the system is not to replace expert but to support the decisions which will be made by the experts during the diagnosis process. Thus, specialized systems should be thought of as supporting systems. Therefore, the main aim of this study is to ensure that experts make decisions in a faster and correct way.

In this thesis study, a specialized system has been developed to diagnose cancer, the deadliest disease of our time. In this system, we have used Matlab (and other program if available) as the image processing system user interface and aimed to diagnose cancer cells and discriminate them from healthy ones.

Keywords: Cancer, Cancer Cells, Expert Systems, Decision Support Systems, Image Processing

ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa No:
Şekil 2.1. Kan Kanseri (Lösemi) Resmi	8
Şekil 2.2. Akut Lenfoblastik Lösemi Resmi	9
Şekil 2.3. Akut Myeloblastik Lösemi Resmi	9
Şekil 2.4. Kronik Lenfositik Lösemi Resmi	10
Şekil 2.5. Kronik Myelositik Lösemi Resmi	11
Şekil 3.1. Uzman Sistemin Genel Yapısı	15
Şekil 3.2. Örüntü Tanıma Blok Diyagramı	19
Şekil 4.1. Görüntü İşleme Temel Düzey	20
Şekil 4.2. Görüntü İşlemede Kullanılan Genel Kurallar	21
Şekil 4.3. LM Filtre Dizisi	24
Şekil 4.4. S Filtre Dizisi	25
Şekil 4.5. MR8 Filtre Bankası	25
Şekil 4.6. Gabor Filtre Dizisi	26
Şekil 4.7. Yerel Türev Filtre Dizisi	27
Şekil 4.8. Halka ve Kama Filtre Dizisi	28
Şekil 4.9. Görüntü Yamasında Yerel Tanımlayıcı Elde Etme	28
Şekil 4.10. Sürekli Maksimum Yanıtları Oluşturma Prosedürü	33
Şekil 4.11. Görüntü Yüzeyi ve Yerel Alan Temel Eğrilikleri	35
Şekil 4.12. Yerel Yüzeylere Karşılık Gelen Farklı Tiplerdeki Temel Eğrilikler	37
Şekil 4.13. Temel Eğrilikleri Oluşturma Yordamı.	38
Şekil 5.1. Bir YSA Katmanı	40
Şekil 5.2. Biyolojik Sinir Sisteminin Blok Gösterimi	41
Şekil 5.3. Biyolojik Sinir Sistemi	42
Şekil 6.1. Kan Kanseri Görüntüsü	46
Şekil 6.2. $\sigma = [1, 2, 4, 8]$ Değerlerine Göre Temel Eğrilikler ve Yerel Tanımlayıcı Vektörü ile Elde Edilen Görüntüler	47
Şekil 6.3. KHSS Algoritmasının Yapısı	48

TABLÖLER LİSTESİ

Sayfa No:

Tablo 3.1. İnsan Ve Uzman Sistem Arasındaki Yeterlilikler	17
Tablo 4.1. Farklı Yerel Tanımlayıcılarının Karşılaştırılması	29
Tablo 4.2. Tek Boyutlu Filtrelerden Ayrılabilir İki Boyutlu Filtrelerin Üretilmesi	30
Tablo 5.1. Biyolojik Sinir Sistemi ile YSA Sistemi Arasındaki Benzerlikler	43
Tablo 6.1. $\sigma = [1, 2, 4, 8]$ Değerlerine Göre Kanseri Görüntülerin Entropi ve Enerji Değerleri	49
Tablo 6.2. KHSS Algoritmasında Kullanılan Çok Katmanlı YSA'nın Yapısı ve Eğitim Parametreleri	51
Tablo 6.3.1. KHSS için Doğru Sınıflandırma Başarımlar Oranları ($\sigma = 1$)	51
Tablo 6.3.2. KHSS için Doğru Sınıflandırma Başarımlar Oranları ($\sigma = 2$)	51
Tablo 6.3.3. KHSS için Doğru Sınıflandırma Başarımlar Oranları ($\sigma = 4$)	52
Tablo 6.3.4. KHSS için Doğru Sınıflandırma Başarımlar Oranları ($\sigma = 8$)	52
Tablo 6.4. YSA Sınıflandırıcı Test Başarımlar Oranları	52

KISALTMALAR

DNA	: Deoksiribo Nükleik Asit Nükleik Asit Çeşiti
HIV	: Human Immuno DeficiencyVirus İnsan Bağışıklık Yetmezlik Virüsü
ALL	: Akut Lenfoblastik Lösemi
AML	: Akut Myeloblastik Lösemi
KLL	: Kronik Lenfositik Lösemi
KML	: Kronik Myelositik Lösemi
AI	: Artificial Intelligence Yapay Zekâ
CAD	: Computer Aided Diagnosis Bilgisayar Destekli Tanı
MRI	: Magnetic Resonance Imaging Manyetik Rezonans Görüntüleme
BoW	: Bag-of-Words Kelimeler Çantası
S	: Schmid Set Schmid Dizisi
LM	: Leung-Malik Set Leung-Malik Dizisi
MR8	: Maximum Response 8 Maksimum Yanıt 8
LD	: Local Derivative Yerel Türevi
LBP	: Local Binary Pattern Yerel İkili Modeli
R/W	: Ring and Wedge Halka ve Kama

CMR	: Continuous Maximum Responses Sürekli Maksimum Yanıtları
PC	: Principal Curvatures Temel Eğrilikler
KTH-TIPS	: Kungliga Tekniska Högskolan - Textures under varying Illumination, Pose and Scale
i2D	: Intrinsic 2 Dimensional İçsel 2 Boyut
YSA	: Yapay Sinir Ağları
KHSS	: Kanserli Hücre Sınıflandırma Sistemi

SEMBOLLER LİSTESİ

$F(r, \sigma, \tau)$	:	Sürekli Dönme Değişmezliği (S Dizisi)
$F(\sigma, \mu, \theta)$	:	Gabor Dizisi
$(r, \sigma, \tau, \mu, \theta)$	:	Filtre Şeklini Belirleyen Parametreler
$G(x, y)$	:	Gaussian Fonksiyonu
G_θ	:	Gaussian Birinci Türev Filtresi
$G_{2\theta}$	:	Gaussian İkinci Türev Filtresi
G_x, G_y	:	Birinci Kısmi Türev
G_{xx}, G_{yy}, G_{xy}	:	İkinci Kısmi Türev
I_θ	:	Birinci Kısmi Türev Maksimum Değeri
$I_{\theta max}$	:	Birinci Kısmi Türev Maksimum Yanıtı
$I_{2\theta}$	:	İkinci Kısmi Türev Maksimum Değeri
$I_{2\theta max}$	:	İkinci Kısmi Türev Maksimum Yanıtı
f_1, f_2, f_3, f_4	:	Temel Tek Boyutlu Filtreler
I	:	Görüntü
σ	:	Gaussian Standart Sapma Türevi
H	:	Hessian Matrisi
V	:	Yerel Tanımlayıcı Vektör
K	:	Gaussian Eğriliği
(k_1, k_2)	:	Temel Eğrilik

Sınırlılıklar

Araştırmada kullanılan 100 adet mikroskobik kan kanseri görüntüleri internet ve kan hastalıkları atlasından alınmıştır.

1. GİRİŞ

Kanser, çağımızın ilk sıralarında yer alan bir hastalık türüdür. Kanser hastalıklarının büyük bir kısmı çevresel ve davranış faktörlerinden meydana gelmekte olup, aynı zamanda kalıtım yoluyla da meydana gelme olasılığı vardır. Kanser belli bir hastalık olmayıp vücudumuzun her tarafında gelişebilen bir habis hastalık türüdür [1].

Bu habis hastalığın erken teşhisi ile yapılan tedaviler olumlu sonuçlar oluşturmuş ve hastalar hayata tekrar dönüş yapmışlardır. Tıp dünyasındaki gelişmeler ve araştırmalar, insanların daha bilinçli hareket etmesine sebep olmaktadır.

Böylece kanserde erken teşhisin önemi artmış ve bu yönde çalışmalar yapılmaya başlanmıştır. Kansere yakalanan hastaların teşhisi hızlandırılarak kesin teşhisler sayesinde tedaviler yapılması sağlanmıştır [2].

En önemli kanser türlerinden biri de kan kanseri (Lösemi) dir. Kan kanseri hücrelerinin ve türlerinin tespit edilmesi hedeflenerek mikroskobik kan kanseri görüntüleri ile kanserli bölgelerin belirlenmesi ve hangi tür olduğu öğrenilmesi için çalışılmıştır.

Hastalıkların teşhisi için tıp alanında kullanılan uzman sistemlerden faydalanılmıştır. Bu alanda kullanılan uzman sistemler hastalıklara doğru ve kesin teşhis yapabilmek, hastalıkların belirlenmesini sağlamak ve uzman kişilere yardımcı olmak amacıyla tasarlanmıştır.

Bu yüksek lisans tez çalışmasında; tıp alanında kanser teşhisi için kullanılan teknolojik yöntemler ile bilişim alanında kullanılan yazılım ortamı arasında etkileşim sağlanarak bir uzman sistemin tasarlanması hedeflenmiştir.

Tezin ikinci bölümünde metod ve bulgular anlatılmış, kanser hastalığı ile ilgili genel bir bilgi verilmiştir. Tez çalışmasında kullanılmak üzere kanser türlerinden olan kan kanseri (Lösemi) tercih edilerek bu kanser türü hakkında kısaca bilgi verilmiş ve kan kanseri çeşitlerinden bahsedilmiştir.

Uzman sistemler ve disiplinler arası bir çalışmanın ürünü olarak geliştirilen uzman sistem hakkında bilgi verilerek, bir uzman sistemin tasarlanması amacıyla kullanılacak sistemin tanıtılması amaçlanmıştır. Tıp alanında sıkça kullanılan görüntü işleme tekniklerinden bahsedilmiş ve kullanılacak yöntemler hakkında bilgiler verilmiştir. Ayrıca kanser türlerini öğrenmede kullanılacak YSA sisteminde bahsedilmiştir.

Üçüncü bölümde uzman sistemlerle yapılan kanserli hücre görüntülerinin tanınması için gerçekleştirilen akıllı sınıflandırma uygulamaları hakkında bahsedilmiştir.

Dördüncü bölümde uzman sistem tarafından sağlanan verilerin sonuçlar, bulgular ve önerilerden bahsedilmiştir.

1.1. Tezin Amacı

Bu tezde; Matlab R2007b yazılımı kullanılarak mikroskop altında incelenen kan kanseri resimlerinin taranarak kanserli bölgelerin saptanması hedeflenmiştir. Tespit için, türev hesaplama denklemleri ile görüntü işleme teknikleri kullanılmıştır.

Mikroskobik kan kanseri resimleri üzerinde uygulanacak teknikler Matlab ortamında yazılıma dönüştürülmüş ve yapılan işlemler sonucunda kanserli kısımların tespit edilmesi amaçlanmıştır. Kanserli bölümlerin tespit edilmesi sırasında elde edilen entropi ve enerji değerleri ile YSA kullanılarak bir veri tabanı oluşturulmuş ve bu veri tabandan da faydalanılarak kan kanseri türleri tespit edilmesi hedeflenmiştir.

1.2. Kullanılan Yöntemler

Bu tez çalışmasında birinci aşama olarak, mikroskobik kan kanseri hücre görüntüleri gri seviye tonlarına dönüştürülerek gürültü indirgeme, kontrast artırma, eşikleme, morfolojik ve mantıksal işlemler gibi bazı resim işleme teknikleri kullanılmıştır.

İkinci aşama, özellik çıkarım aşamasıdır. Bu aşamada, değişmez momentler hesaplama yöntemi kullanılarak, birinci aşamada ön işleme tabi tutulan mikroskobik hücre resimlerinden özellik çıkarımı yoluna gidilmiştir. Mikroskobik kan kanseri resimleri Matlab yazılımı kullanılarak değerlendirilmiştir. Bu yöntem uygulamalarında elde edilen entropi ve enerji değerleri hesaplanmıştır.

Üçüncü aşama, sınıflandırma aşamasıdır. Bu aşamada, ikinci aşamada elde edilen özellikler ve değerler uzman sistem girişlerine verilerek, sınıflandırma işlemine tabi tutulmuş ve kanserli hücreler ile ait olduğu grup belirlenmesi hedeflenmiştir.

1.3. Literatürde Yer Alan Bazı Önemli Çalışmalar

Tıp literatüründe teşhis ve tanı konulması için birçok değişik yöntem kullanılmaktadır. Kullanılan bu yöntemlerden bazıları bir uzman sistemi kullanılarak tasarlanmıştır.

Kanser hastalığının en yaygın görülen ve ölüme sebebiyet veren türlerinden biri olan göğüs kanserinin teşhis edilmesinde, radyologlar tarafından mamogramlar üzerinde yapılan incelemeler sonucu yanlış teşhis konulabilmektedir. Bunun ana sebebi ise, mamogramların aslında üç boyutlu olan göğüs kesitini iki boyuta indirgeyerek işlem yapmasıdır. Bu teknikle dokular üst üste gelebileceğinden, bazı hasarlı dokular görüntülenememekte veya hasar olmadığı halde doku problemlili görünebilmektedir. Radyologların bu tür algılama problemleri yüzünden her yıl yüzlerce hasta zarar görmektedir [3]. Bu nedenden ötürü 1980'lerden itibaren bilgisayar destekli teşhis "Computer Aided Diagnosis" (CAD) sistemleri geliştirilmektedir [4].

Genel olarak CAD sistemleri mamogramların görüntüsünün iyileştirildiği ön işleme aşaması, kanser belirtilerinin bölütlendiği (segmentation) ikinci aşama ve üçüncü olarak da saptanan belirtilerin kanserli olup olmadıklarının teşhisinin yapıldığı tümör algılama aşamasıdır.

Yapılan literatür çalışmasında "Magnetic Rezonance Imaging" (MRI) ve ultrason resimleri üzerinde çalışmalar yapıldığı görülmüştür. Bu çalışmalardan olan "An Automated Computer Aided Breast Cancer Detection System" bir CAD sistemi öngörmüştür. Bu sistemin çalışma adımları aşağıdaki şekildedir.

- Mamogram ile görüntüleri elde et,
- Her bir görüntüyü CAD sisteme gönder,
- Görüntüleri bilgi tabanı ile karşılaştır ve görüntüde anomali varsa tespit et.
- Eğer anomali saptandıysa, şüpheli alanın daha net teşhisi için görüntüyü iyileştir.

Her bir resim anomali olup olmadığını tespit etmek adına incelenmiştir. Bu aşamanın amacı resimde anomali oluşturabilecek bölgelerin saptanmasıdır ve teşhisin konulabilmesi için kritik bir önem teşkil etmektedir. Önerilen CAD sisteminde, bilgi tabanı kullanılarak imge analiz edilmektedir. Bilgi tabanı sadece resimlerden oluşan ve anomali taşımayan göğüs kesiti imgelerinden oluşmaktadır. Bu imgeler elde edilen yeni görüntülerle kıyaslama için kullanılmaktadır. Sonucun sağlıklı bir şekilde çıkabilmesi için 40 üzerinde erkek ve kadından imge alınması gerekmektedir. Erkek veya kadından mamogram örneği alındığında, bu ilk örnek, daha önce sistemde var olan imgelerle kıyaslanmaktadır. Daha sonrasında tekrar bu görüntü bilgi tabanına eklenmektedir. İmgeyi analiz etmek için subtraction, matched filtering gibi eşleştirme ve saptama teknikleri kullanılmaktadır. En etkili yöntem imge çıkartma yöntemidir [5].

Başka bir çalışmada ise BoW modeli kullanılarak imgeler temsil edilmiştir. BoW modeli düşük seviyeli imge özelliği temsilinde geniş bir şekilde uygulanmaktadır. BoW modeli bilindiği gibi bir imgeyi özellik vektörü olarak görmektedir. Özellik vektörü belirli bir imgenin içerisindeki tüm bilgileri içermektedir [6].

Başka bir çalışmada ise mamogram görüntüleri üzerinden klinik karar destek sistemi oluşturulması hedeflenmektedir. Sistem round-robin örnekleme şeması ile çalışmaktadır. Sadece 0.1 değerinden büyük değerler sahip görüntüler kanser riski taşımakta ve biopsiye gönderilmektedir [7].

Kişilerin parmak uzunluklarının oranlarının aynı olmadığı, kandaki hormon yapısı ile ilişkili olduğu ve bu sayede kişilerde analitik düşünme, yorum yapma, problem çözme gibi sayısal – sözel yetkinlikleri bulunduğu düşünülerek işaret parmağı ile yüzük parmağı arasındaki oranla kişilerin alan seçiminde ve işe alımlarında kişileri aydınlatacak uzman sistemi geliştirmiştir [8].

Mikroskobik kan örneği görüntüleri kullanarak kan kanseri türlerinin saptanması amaçlanmıştır. Mikroskobik görüntüler doku, geometri, renk ve istatistiksel analiz gibi, bir sınıflandırıcı girişine verilerek değişiklikleri inceleyecek bir sistem inşa edilmesi, bu sistemin güvenilir, az işlem süresi, küçük hata, yüksek doğruluk ve ucuz maliyet etkili olması hedeflenmiştir. Böylece mikroskobik kan örneği görüntüleri kan kanseri hastalığı tedavisinde ekstre bilgiler, tahmin etme ve tedavi etmede kullanılması düşünülmüştür [9].

Kan kanseri belirtileri ağırlıklı olarak solukluk, yorgunluk, kemik ağrısı, astım, çarpıntı, sık enfeksiyon kapma, burun kanaması ve trombositopenidir. Neuro - Fuzzy Logic Bulanık sistemin parametresini bularak nöral ağların yaklaşım teknikleri araştırmaktadır. Kan kanseri teşhisin konulabilmesi için gerekli olan belirtiler (parametreler) sunulmuştur. Bu parametreler; solukluk, nefes darlığı, burun kanaması, sık enfeksiyon kapma, anemi, epistaksis, kemik ağrısı, trombositopeni, granulositopeni, asteni, çarpıntı, sindirim sisteminde kanama, dalak büyümesi ve halsizliktir. Kullanılan parametreler yoğunluk derecesine göre Neuro – Fuzzy sistem tarafından eğitilmiş ve hastaya bu belirtilerden hangileri ne derecede yaşadığı girmesi istenmiştir. Girilen değerler sonucunda hastalar belirtilerden beş veya daha fazlasına sahip ise "şiddetli kan kanseri" olmuştur ve acilen tedavi olması gerekir. Belirtiler dört tane ise, hasta "kan kanseri hastası olabilir" ve dolayısıyla hemen bir hekime gitmelidir. Eğer üç adet belirti varsa hasta "kan kanseri değildir" şeklinde teşhis konulmaktadır [10].

İşbirlikçi oyun teorisi kullanılarak oluşturulan modelde, kan kanserini sınıflandırmak için bir otomatik teşhis sistemi hedeflenmiştir. İşbirlikçi oyun belirteçleri atanan farklı ağırlıklar ve gücüne göre sınıflandırması kullanmıştır. Shapley değeri ile sistem eğitilmiş ve öklid uzaklığı hesaplanarak teşhis konulmuştur. Giriş veya çıkışı temsil için herhangi bir kısıtlama olmayıp tarif modelleme sistemi çok yönlü kullanılmıştır. İşbirlikli oyun teorisi kullanılarak oluşturulan modelde, 304 lösemi hastasından alınan kan örnekleri incelenerek bu örneklerle ait 17 özellik çıkarılmaktadır. 304 örnek 38 adet örnekten oluşan 8 alt sınıfa bölünmüştür. %50-%50 eğitim testi hesaplanmıştır. Sonuçlar yüksek sınıflandırma doğruluğu (% 98.44) olarak elde edilmiştir [11].

2. MATERYAL ve METODLAR

2.1. KANSER

2.1.1. Kanser

Hücre, insan vücudunda canlılık özellikleri taşıyan en önemli yapı taşıdır. Vücutta bulunan tüm organlar hücrelerden oluşmaktadır. Hücre yaşam özelliklerini tek başına sürdürme yeteneklerine sahip temel yapı ve işlem birimleridir [12].

Hücre yapılarında, hücrelerin anormal ve kontrolsüz bir şekilde büyümesi ve çoğalmasına kanser denir. Hücre yapılarının bu şekilde davranması “Deoksiribo Nükleik Asit” (DNA) yapısının hasara uğraması sonucu oluşmaktadır. Bir günde insan DNA sisteminde 10.000 mutasyon oluşmaktadır. İmmün sistemimiz ise her milisaniyede bir vücut sistemini tarar ve bulduğu kanserli hücreleri ortadan kaldırır [13].

Bölünebilme özelliğine sahip olan hücreler sağlıklıdır. Hücrelerin ölmesi durumunda yerine hücrelerin yenilenmesi ve zarar gören dokuların onarılması için bu yetenekleri kullanılmaktadır. Hücrelerin bölünebilme yetenekleri sınırsız değildir. Var olma süresi içerisinde belli bir bölünebilme sayıları vardır. Aynı zamanda sağlıklı bir hücre bölünebilme özelliğini nerede ve ne zaman olacağını bilme yeteneğine de sahiptir.

Hücreler bölünebilme yeteneğini kaybettiklerinde kontrolsüz büyümeye ve çoğalmaya başlar. Kontrolsüz büyüyen ve çoğalan hücrelere kanser hücreleri denir. Bu hücreler toplanarak tümörleri oluşturur. Tümörler zaman içerisinde normal dokulara zarar verebilir veya dokuları tahrip edebilir. Aynı zamanda bu kanser hücreleri oluştukları tümörlerden ayrıldıklarında, kan veya lenf damarları dolaşımı aracılığı ile vücudun başka bölgelerine de gidebilir. Ulaştıkları diğer bölgelerde yeni tümörler oluşturur ve hızla büyümeye devam eder. Kanser hücrelerinin bu şekilde vücudun diğer bölgelerine yayılması işlemine metastaz (*yayılma*) adı verilir [14].

Kanser hücreleri oluştukları dokularda ve mikroskop altındaki görünüşlerine göre sınıflandırılır. Her kanser hücresinin yapısı bir diğerinden farklı olmasından dolayı yayılma biçimi ve büyüme hızı farklılık gösterir. Bu kanser hücrelerine yapılacak olan tedavilerde

farklı olmak zorundadır. Yani kanser hücrelerinin tedavisi için kanser türüne bağlı olarak farklı tedaviler uygulanması gerekmektedir.

Mutasyona uğrayan hücrelerin bir kısmı vücutta kanser hücrelerine sebebiyet verir. Bunların birkaç nedeni vardır:

1. Mutasyona uğrayan hücreler daha az yaşama yeteneğine sahip olduklarından, normal hücrelere göre az olup ölürlər.
2. Mutasyona uğrayan hücrelerin birçoğunda aşırı büyümeyi önleyen normal geri dönüşüm kontrol düzeneği ("Tümör baskılayıcı genler") bulunmaktadır. Bu hücrelerin ölmeyip hayatta kalanlarının çok azı kanserli hücrelere dönüşmektedir.
3. Genellikle kanser olma riski taşıyan bu hücreler çoğalıp büyümeden ve kanser hücrelerini oluşturmada önce vücudun bağışıklık sistemi tarafından etkisiz hale getirilir [13].

Bu olay aşağıdaki gibi gerçekleşmektedir:

Mutant hücreler genellikle değişime uğramış genler sebebiyle normal olmayan proteinler oluşturur. Oluşturulan bu proteinler vücudun bağışıklık sistemini uyarır. Uyarılan bağışıklık sistemi vücutta antikor yaparak veya kanserli hücreye karşı duyarlılık kazanmış lenfositler oluşturarak kanserli hücrenin ortadan kaldırılmasını sağlar.

Kanser hücrelerini hazırlayıcı etmenler (*predispozan*) vücuttaki bağışıklık sisteminin özelliğini bozar. Bağışıklık sistemi tarafından ortadan kaldırılmamış kanser hücreleri bulundukları dokuyu işgal ederek kontrolsüz bir şekilde çoğalıp. İşgal ettikleri doku ile kalmayıp komşu dokulara da yayılır (*invazyon*). Hatta kan ve lenf damarları dolaşımı yolu ile başka bölgelere de taşınabilmektedirler.

Kanser hücrelerinde en önemli özelliklerden birisi de tümörlerin çevre dokulara yapışık olmalarıdır. İyi huylu (*benign*) dediğimiz tümörler genellikle sınırları belirgin olan kitlelerdir. Oysa bu kötü huylu (*malign*) tümörlerde farklıdır, bunların sınırları belirsiz ve çevresinde bulunan dokularla içi içe bulunurlar. İlk evrelerinde ağrı göstermezler [13].

Kanserler, bulundukları dokulara, vücut kısımlarına ve mikroskopik görünümlerine göre isimlendirilirler. Örneğin; kan kanseri, akciğer kanseri, deri kanseri, mide kanseri gibi [15].

2.1.2. Kan Kanser (Lösemi)

Lösemi, tümör oluşturmeyen bir kanser türüdür. Tümör yerine kanser hücreleri, kana ve kan yapan (kemik iliği, lenfatik sistem ve dalak) organlara yerleşirler.

Lösemi, kan hücrelerinde bulunan akyuvarların normalin üzerinde artması ile oluşan bir kanser türüdür.

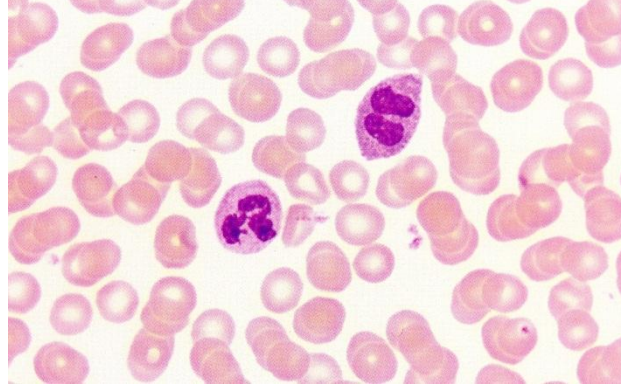
Aşırı sayıdaki olgunlaşmamış ve kötü huylu (*malign*) hücreler, normal sayıdaki ilik hücrelerinin yerine geçince iliklerde zararlara yol açar. Bunun sonucunda savunma sisteminde rol oynayan lökositlerin sayısı ile kanın pıhtılaşmasında rol alan plateletler de azalmalar başlar. Bu azalmaların başlaması lösemi hastalarında kolay enfeksiyon kapmalar, zedelenmeler ve kanamaların görülmesine yol açmaktadır. Bu da Lösemi hastalarının savunma sisteminin seviyesini düşürür. Hastalığın ileri aşamalarında ise kırmızı kan hücresi eksikliği anemi hastalığına ve nefes darlığına sebep olabilir. Bu belirtilerle kalınmayıp zayıflama, yorgun düşme, ateş yükselmesi, nörolojik rahatsızlıklar, dişetlerinde şişkinlik ve kanamalar gibi belirtileri de görülebilmektedir.

Lösemiler, vücuttaki kemik iliğini ve lenfatik sistemi etkileyen kanser hücreleridir. Bunlar, mikroskoptaki görünüşlerine göre “akut” ve “kronik” olarak iki gruba ayrılır. Kanser tümörünün gelişim ve yayılım özelliklerine göre de sınıflandırılır. Akut lösemiler daha çok çocuklarda görülürken, kronik lösemiler ise yetişkinlerde görülmektedir.

Löseminin hücre çeşidine göre (myeloit, lenfoit gibi) ve hastalık süresine bağlı olarak (müzmin ve had) çeşitleri de bulunmaktadır. Bazı türleri hızlı ve kötü bir süreç göstermektedir. Özellikle çocukluk yaşlarında bu tipler diğer kanser türlerine göre daha sık görülme eğilimindedir.

Löseminin nedenleri bilinmemesine karşın buna genetik ve çevresel faktörlerin sebep olduğu düşünülmektedir. Somatik hücrelerdeki DNA'larda meydana gelen değişimler onkogenlerin ortaya çıkması veya tümör baskılayıcı genlerin yok olmasına sebep olur. Bu

durumda hücre ölümünün gerçekleşmesi ve bölünmesinin regülasyonu hasara uğrar. Bu hasara genetik sebepler, petrokimyasallar, radyasyon, kanserojen maddeler, çeşitli kimyasallar ve bazı virüslerin (örn. HIV) neden olduğu düşünülmektedir [13]. Şekil 2.1. Kan kanseri (Lösemi) resmini göstermektedir.



Şekil 2.1. Kan Kanseri (Lösemi) Resmi [13].

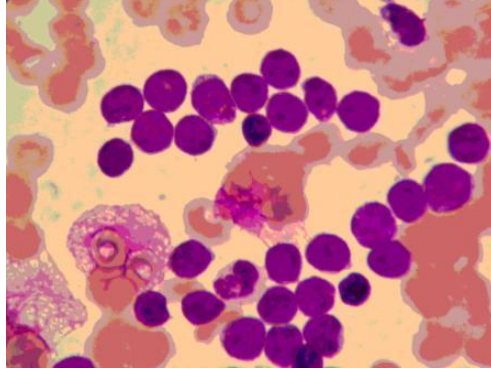
2.1.3. Kan Kanseri Çeşitleri

2.1.3.1. Akut Lösemiler

Bu tür hastalıklarda, kan hücrelerinde artış gözlenmektedir ve sonuç olarak kan hücreleri sayı bakımından normalin üstünde çıkmaktadır. Artan kan hücreleri diğer organlara da ulaşarak organları, görevlerini yerine getiremeyecek hâle sokarlar.

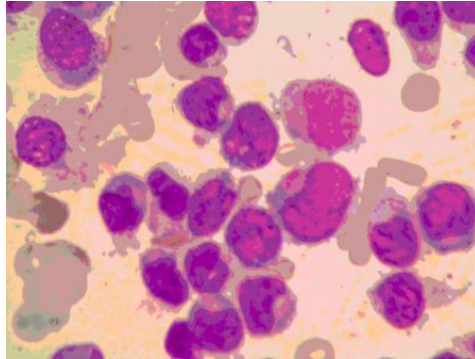
Olgunlaşmayan hücrelerin tipleri esas alınarak akut lösemilerin sınıflandırılması aşağıdaki şekilde yapılır:

a) Akut Lenfoblastik Lösemi (ALL): Lökositleri oluşturan hücrelerden Lenfosit adı verilen olgun kan hücresi tipine dönüşmesi gereken lenfoblast isimli olgunlaşmamış kan hücrelerinin, anormal bir şekilde kontrolsüz ve aşırı şekilde çoğalmasıdır. Bu lenfoblastların sayıları aşırı şekilde artması ve lenf düğümlerinde birikmesi, şişliklere neden olur. ALL, en çok çocukluk yaşlarında görülen bir kanser türüdür [16]. 15 yaş altındaki çocuklarda gözlenen lösemilerin %80’ni ALL’dir. Bazen yetişkinlerde de görülebilmesine rağmen, 50 yaşın üzerinde ALL son derece nadirdir [17]. Şekil 2.2.’de Akut Lenfoblastik Lösemi resmi görülmektedir.



Şekil 2.2. Akut Lenfoblastik Lösemi Resmi [16].

b) Akut Myeloblastik Lösemi (AML) : Myeloblast adı verilen, normal kırmızı kan hücreleri ile trombositlere dönüşmesi gereken kırmızı ve beyaz kan hücresi üretiminin azalmasıyla oluşan lösemi türüdür [16]. 20’li yaşlarda ve ergenlik çağlarında teşhis edilen lösemilerin %50’sini, yetişkinlerdeki lösemilerin de %20’sini AML oluşturur [17]. Şekil 2.3.’te Akut Myeloblastik Lösemi resmi görülmektedir.



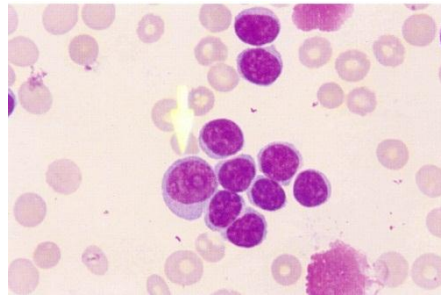
Şekil 2.3. Akut Myeloblastik Lösemi Resmi [16].

2.1.3.2. Kronik Lösemiler

Kronik lösemiler, olgun görünen ancak normal olgun kan hücrelerinin yaptıklarını yapamayan kan hücrelerinin aşırı üretimidir. Kronik lösemiler vücutta yavaş ilerler ve az etkilidir. Kronik lösemiler iki alt grupta toplanır:

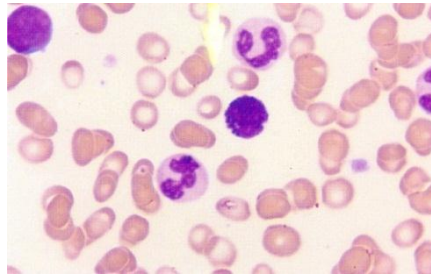
a) Kronik Lenfositik Lösemi (KLL): Lenfositler, lökositleri oluşturan hücrelerdir. Bu hücreler bağışıklık sisteminde bulunurlar ve enfeksiyonlara

karşı savaşırlar. KLL lenfositlerin kan ve kemik iliğinin aşırı birikmesi sonucunda kemik iliğinin ve kandaki lenfositlerin sayısı artar. Bu lenfositler normal olmadığından mikroplarla savaşılamaz. Kemik iliğinde aşırı lenfositlerin oluşması eritrosit ve trombosit gibi normal hücrelerin yapılmasını engeller. Aşırı sayıda olan lenfositler kemik iliği, lenf bezleri, karaciğer ve dalakta birikerek bu organların büyümesine neden olur [16]. KLL, ALL'nin aksine yavaş ilerleyen bir hastalıktır. Şekil 2.4.'te Kronik Lenfositik Lösemi resmi görülmektedir.



Şekil 2.4. Kronik Lenfositik Lösemi Resmi [18].

b) Kronik Myelositik Lösemi (KML): Lökositler; nötrofil, lenfosit ve monositlerden meydana gelmektedir. KML, myelositer serinin anormal çoğalması ile oluşan hemopoyetik bir kök hücre hastalığıdır. Myeloid serinin olgun hücrelerinin tüm gelişim aşamalarında anormal bir çoğalma söz konusudur [16]. Normal durumlarda lökositler 5-10 bin arasında iken bu hastalıkta 50 bin ve yukarısında seyretmektedir. AML'den farkı ise akut lösemide granülositik serinin genç hücreleri (blast) artarken KML'de daha olgun hücreler (myelosit, band, nötrofil) çoğalır [16]. Şekil 2.5.'de Kronik Myelositik Lösemi resmi görülmektedir.



Şekil 2.5. Kronik Myelositik Lösemi Resmi [18].

Kan kanserleri diğer kanserlerin %2 oranına sahiptirler. Kan kanserleri daha çok erkeklerde görülmektedir. Bu oran beyaz ırkta daha yaygındır. Yetişkinlere teşhis koyma, çocuklardan 10 kat daha fazladır. Yaşın artması ile bu riskte beraberinde artmaktadır. 4 yaş altı çocuklarda daha sık gözlenmektedir.

Yapılan araştırmalarda, lösemi hastalıklarının bir kısmının ailevi olabileceği, özellikle KLL türünün ailelerde yoğunlaştığı gözlenmektedir. Down sendromu gibi bazı genetik hastalıklarda lösemi tiplerinin daha sık gözlemlendiği bilinmektedir. Bununla birlikte, bu tür gözlemlerde kesin bir genetik ve ailevi risk faktörü saptanmamıştır.

Myeloid lösemi bulgularında, yüksek enerjili radyasyona ve kurşunsuz benzine maruz kalmanın hastalığın artmasında etkili olduğunu gösteren çalışmalar bulunmaktadır [13].

2.2. UZMAN SİSTEMLER

2.2.1. Uzman Sistemlerin Tanımı

Uzman sistemler, bir geliştirici prosedürü takip ederek toplanan bilgiler hakkında akıl yürütmek ve karmaşık sorunları çözmek için tasarlanmış sistemlerdir. Uzman sistem oluşturulmasında alan bilgilerine ve işlenecek sistemlere (yazılım ve donanım) ihtiyaç duyulmaktadır. Uzman sistemleri, bilgiler net ve kesin olmamakla beraber, sonuca götürecek çözümlerin sunulmasını sağlar [19].

Bunun sonucunda insanların dışında işleri kolaylaştıracak ve sistemin hızlı yürütülmesini sağlayacak yapay zekâlar ortaya çıkmıştır. Yapay zekâ, bir uzman sistemin bir insan gibi karar verme yeteneği kazandırılmaya çalışılan yazılımlardır. Yapay zekâda farklı uzmanlık alanların bir araya gelmesiyle oluşan bir yapı söz konusudur [19].

Yapay zekâ kavramı ilk kez Profesör John McCarthy tarafından ortaya atılmıştır. Yapay zekâ İngilizce “Artificial Intelligence” (AI) kelimelerinin Türkçeye çevrilmesidir. Yapay zekâ konusunda araştırma yapanlar, değişik uzmanlık alanlarında yapılan bulgu ve gelişmelerden faydalanırlar. Yapay zekâ uygulamaları; robot sistemleri, kontrol sistemleri, konuşma tanıma, veri madenciliği ve görüntü işleme gibi birçok alanda mevcuttur [20].

Yapay zekâ ile hazırlanmış uzman sistemlerdeki en önemli kaynaklardan biri de sistemin çalışması için verilecek verilerdir. Veriler, tasarlanacak uzman sisteminin hazırlanmasında temel olarak kullanılacak araçlardır.

Tasarlanacak uzman sistemlerdeki veriler, görüntü ve metin olabilmektedir. Bunlar görüntü işleme teknikleri kullanılarak işlenmiş sayısal görüntülerdir. Verilerin kullanılması, değerlendirilmesi ve saklanması aşamalarıyla uzman sistem ilgilenmektedir.

2.2.2. Uzman Sistemlerin Kullanım Alanları

Uzman sistemler; yorumlama, tahmin edebilme, teşhis koyma, tasarım yapma, planlama yapma, görüntüleme, hata ayıklama, tamir etme, eğitim verme ve kontrol etme gibi birçok alanlarda kullanılmaktadır [21].

Ses ve görüntü işleme teknikleri kullanılarak suçluların daha kısa sürede yakalanması için emniyet birimlerince de kullanılan ve tasarlanan uzman sistemler mevcuttur.

Sanayi alanlarında kullanılan uzman sistemler, robotik uygulamalarda çokça görülmekte olup insan gücüyle yapılamayacak birçok işlerin yapılmasını sağlamıştır. Bu sistemler, karşılaşılabilecek birçok meslek kazasının önüne geçilmiştir.

Uzman sistemler, tıp alanlarında genellikle teşhis ve tedavi yöntemlerinin hızlanmasına fayda sağlamak ve maliyetleri azaltmak için kullanılmaktadır. Uzman sistemler, başka alanlarda kullanılmak üzere de tasarlanabilmektedir.

Uzman sistemler yukarıda bahsedilen ve örnekleri çoğaltılabilecek birçok alanda kullanılmaktadır.

2.2.3. Uzman Sistemlerin Gereksinimleri

Geleneksel olarak kullanılan programlar ile uzman sistemler arasında kıyaslama yapılırsa, uzman sistemlerin gereksinimi daha net açıklanmış olacaktır.

Bunlar:

1. Geleneksel olarak kullanılan yazılımlar kurallara bağlı olarak çalışan ve sadece belirlenmiş şartlara uyan veya uymayan durumlara göre sonuç üreten bir yapıdır.
2. Uzman sistemler o anki mevcut bilgiye bakar ve veriye uyan bilgiye göre sonuç üretir.

3. Geleneksel programlar tasarlandıktan sonra kuralların dışına çıkmak söz konusu değildir.
4. Uzman sistemlerde bilgi sürekli olarak yenilenebilmekte ve güncellenebilmektedir. Bu da yeni bilgiye göre yeni kurallar demektir. Bu durumda üretilen sonuçlar daha gerçekçi olmaktadır.
5. Geleneksel sistemler kurallara bağlı çalıştığı için varsayım yapamazlar. Sadece var veya yok gibi tek tip cevap verme yeteneğine sahipken uzman sistemler, bu durumu gerçekleştirebilmenin yanı sıra varsayım yapabilme yeteneğine de sahiptir.

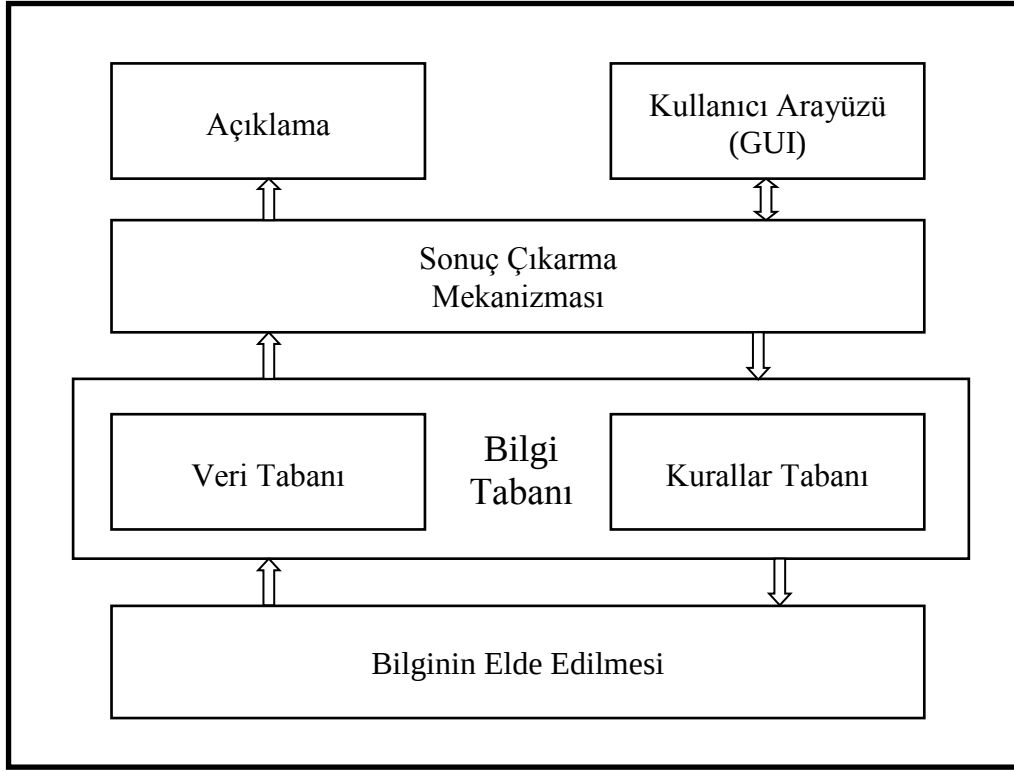
Örnek olarak:

- Biber genellikle acıdır (kural)
- Bir yiyecek acı ise bu biber olabilir (varsayım)

Bu bilgiler ışığında uzman sistemlerin daha etkili bir sonuç verdiği ve geleneksel kurallara bağlı kalmadığı için tercih edilmektedir [21].

2.2.4. Uzman Sistemlerin Yapısı

Uzman sistemlerin en önemli özelliği, kendisine sunulan bilgilere bakarak bir olayı sadece kurallar çerçevesinde değerlendirmesi değil, aynı zamanda o anki duruma en uygun cevabı üretebilmesidir. Bu sistem tek bir öğeden oluşmamaktadır. Aslında bu öğe bir grup bileşenden oluşmaktadır [22]. Şekil 3.1.'de bir Uzman Sistemin Genel Yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3.1. Uzman Sistemin Genel Yapısı [22].

Uzman Sistemin Genel Yapısında aşağıda belirtilen maddeler yer almaktadır:

1. Kullanıcı Arayüzü
2. Bilgi Tabanı (Bilgi Tabanı ve Kurallar Tabanı)
3. Karar Verme Mekanizması
4. Bilginin Elde Edilmesi
5. Açıklama (Sonuç Verme) şeklinde sıralanabilir.

Sistemin tam olarak işleyişi, maddeler halinde, aşağıdaki gibi sıralanabilir:

1. Kullanıcı arayüzünde bilgiler alınır,
2. Bu bilgiler sonuç çıkarma mekanizmasında alınır ve kurallar veri tabanındaki kurallara uygun bir durumun olup olmadığı, veri tabanında kontrol edilir,
3. Durumu uygun sonuç var ise sonuç çıkarılarak kullanıcıya bildirilir ve işlem biter.

4. Eğer uygun bir sonuç yok ise bu duruma en uygun sonuç üretilir ve yeni bir bilgi olarak kaydedilir. Böylece yeni bir kural oluşturulmuş olur.
5. Oluşturulan bu sonuç kullanıcıya bildirilir.

Kısaca geleneksel sistem işleyişlerinde yeni bir bilginin elde edilmesi durumu söz konusu değilken, uzman sistemlerde ise mevcut duruma göre bir karar üretilmekte ve daha sonra bu bilgi kullanılmak üzere veri tabanına kaydedilmektedir.

Bir örnekle durumu açıklığa kavuşturmak gerekirse; kanserli bir hücrenin yapısı daha önce veri tabanında kayıtlı ise kendisine verilen bir hücreyi önce inceler eğer veri tabanındaki bilgiye uyan bir sonuç elde ederse, bu hücre “kanserdir” veya “kanser değildir” gibi bir sonuç üretir. Ancak, veri tabanında bu duruma uyan bir sonuç yok; ama hücre de temiz değilse, hücreye “**kanser değildir**” demek uygun olmayacaktır. Bu duruma en uygun cevap olarak “**kanser olabilir**” sonucunu üretilip veri tabanına ve kurallar tabanına bu durumu kaydedecektir. Aksi bir durum oluşana kadar aynı tip hücreye artık böyle bir sonuç verecektir [22].

2.2.5. Uzman Sistemlerin Yeterlilikleri

Uzman sistemler her ne kadar geleneksel sistemlere göre kullanışlı ve verimli olsalar da insan ile kıyaslandığında yeterlilik durumlarında eksiklikler olduğu görülmektedir. Bu durum aşağıdaki Tablo 3.1. de örneklendirilmiştir.

Tablo 3.1. İnsan ve Uzman Sistem Arasındaki Yeterlilikler

İnsan	Uzman Sistemler
Bilgiyi yorumlama yeteneği güçlü	Bilgiyi yorumlama yeteneği kısıtlı
Maliyeti pahalı	Maliyeti ucuz
Bilgiyi dışarıya aktarabilme zorluğu	Basit düzeyde belgeleme
Bilginin insan hafızasında kalıcılığı kısıtlı	Bilginin kalıcılık düzeyi çok yüksek
Benzer konulara olan yorumu farklı olabilir	Benzer konulara yorumu aynı
Yetiştirmek oldukça zor ve pahalı	Yeterli bir yazılım ve donanım ile çok ucuza mal edilebilir

Yukarıdaki tablo 3.1. incelendiğinde uzman sistemlerden beklenen düzey, insan kadar etkili ve güçlü olmasıdır. Bu durum her ne kadar pek mümkün olmasa da uzman sistemlerin insan yaşamındaki önemi oldukça büyüktür. Gelecek zaman dilimlerinde yeterli insan gücüyle oluşturulabilecek bilgi bankaları sayesinde beklenene ulaşılmasa da katkı gücünün tartışılmaz boyutlara geleceği aşikârdır [23].

2.2.6. Uzman Sistemlerde Örüntü Tanıma

Örüntü belirli bir kurala göre ardışık bilgi topluluğudur. Bu resim veya yazı olabilir. Örüntü tanıma uzman sistemlerin oldukça sık kullanıldığı bir alandır. Yüz tanıma, bitkileri ayırt etme, nesneleri ayırt etme, tıpta hücrelerin farklılıklarını tespit etme gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Kullanım alanı açısından oldukça etkin ve önemli bir yere sahip olmaları uzman sistemlerin insanlar açısından vazgeçilmez unsur haline gelmesini sağlamaktadır.

Tıp alanında hasta hücre ile sağlam hücreyi ayırt etme işleminde kullanılması, birçok hastalığın teşhisine yardımcı olmaktadır. İnsan hayatı kadar değerli olmayan bir alanda kullanılıyor olması ciddiyeti daha net izah etmektedir.

Örüntü tanıma işlemi, insanların günlük yaşamda sık sık yaptığı belki de çoğu zaman farkında olmadığı bir durumdur. Bir insan, daha önce görmüş olduğu bir kişiyi bir zaman sonra tekrar gördüğünde hatırlayıp kim olduğu tespit edebilmektedir. Bunun için daha önce görmüş olduğu kişi ile sonradan gördüğü kişinin ayrı ayrı resimlerini hafızasında kıyaslama yapabilmektedir. Bu işlem yapılırken önceki gördüğü resimdeki yüzde ağız yapısı, kaş, göz, kulak, burun, yanak, çene gibi görüntüler bir veri olarak alınır. Bu veriler diğer resimdeki aynı tür verilerle kıyaslama yapılır. Bu kıyaslama benzerlik oranı yüksek olduğu zaman her iki kişinin aynı kişi olduğu kanaatine varılır. Bazen aynı kişi olduğu ancak farklı bir durumunda olduğu görülebilmektedir. Bu durumda kişilere kilo alıp-verdiği ya da bir farklılık olup olmadığına dair sorular sorulabilmektedir.

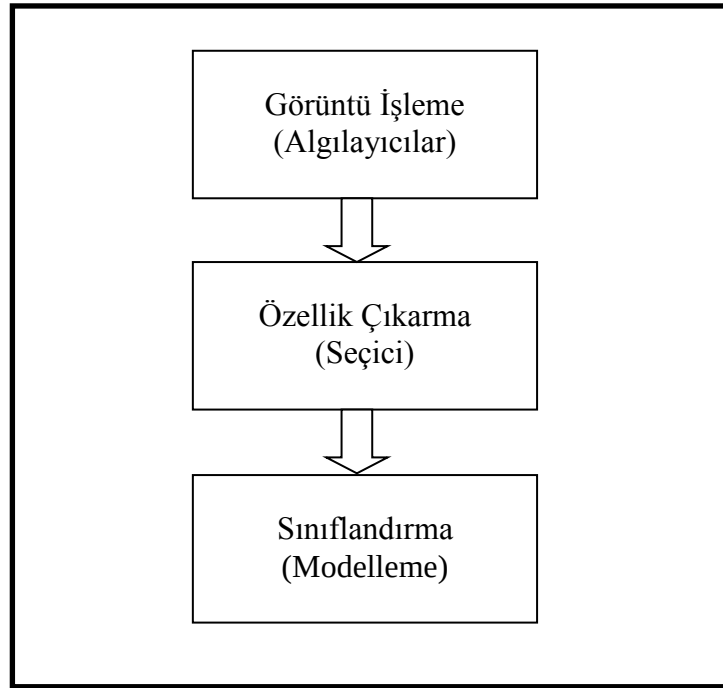
Bahsedilen bu durumun hücreler üzerinde yapılması da mümkündür. Ancak insan gücüyle bunu yapmak çok zaman alabileceği gibi kullanılacak olan materyallerin pahalı olması maddi açıdan külfet getirmektedir. Uzman sistemler bu durumda yardıma koşmaktadır. Uzman sistemlerin bu konudaki çalışma şekli maddeler halinde sıralanacak olursa:

1. Sağlam hücre görüntüsü veri tabanına kaydedilir,
2. Örüntü incelenerek hücreyi tanımlayacak olan kurallar belirlenir,

3. Kurallar veri tabanına kaydedilir,
4. İncelenecek olan hücre örüntüsü çözülür,
5. Çözülen bilgiler, veri tabanındaki bilgi ve kurallar ile kıyaslanır,
6. Uygun sonuç elde edilirse sonuç rapor halinde sonuçlandırılır,
7. Uygun sonuç elde edilemezse, bilgi bankasındaki verilere en uygun sonuç elde edilip raporlanır. Bu duruma uygun yeni kurallar oluşturulup veri tabanına kaydedilir.

2.2.7. Uzman Sistemlerde Örüntü Tanıma Yapısı

Örüntü tanıma teknikleri içerisinde ses, sinyal ve resimler gibi kavram değişkenleri kullanılmaktadır. Şekil 3.2.'de Örüntü Tanıma Blok Diyagramı gösterilmektedir.



Şekil 3.2. Örüntü Tanıma Blok Diyagramı

Görüntü İşleme (Algılayıcılar): Örüntü tanıma sisteminin başlangıç aşamasıdır. Görüntü veya algılayıcıda alınan görüntünün, görüntü işleme aşamalarından geçerek hazırlandığı bölümdür.

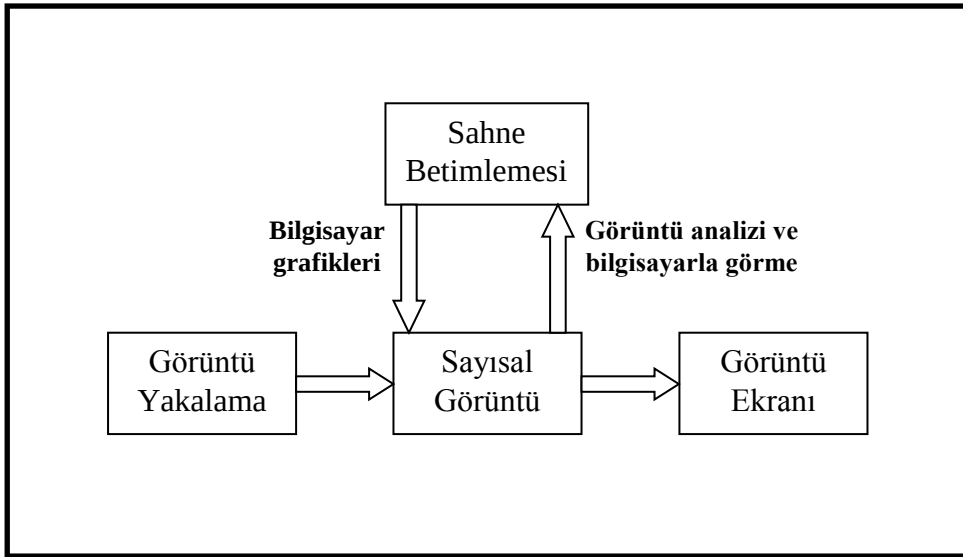
Özellik Çıkarma (Seçici): Örüntü tanıma sisteminin ikinci aşamasıdır. Bu aşamada görüntüyü tanımlayacak piksellerin belirlenmesiyle görüntünün kod algoritmasının çıkarılma kısmıdır.

Sınıflandırma (Modelleme): Örüntü tanıma sisteminin son aşamasıdır. Görüntünün özellik çıkarma algoritmasına göre tanımlanmaya karar verildiği kısımdır [24].

2.3. GÖRÜNTÜ İŞLEME

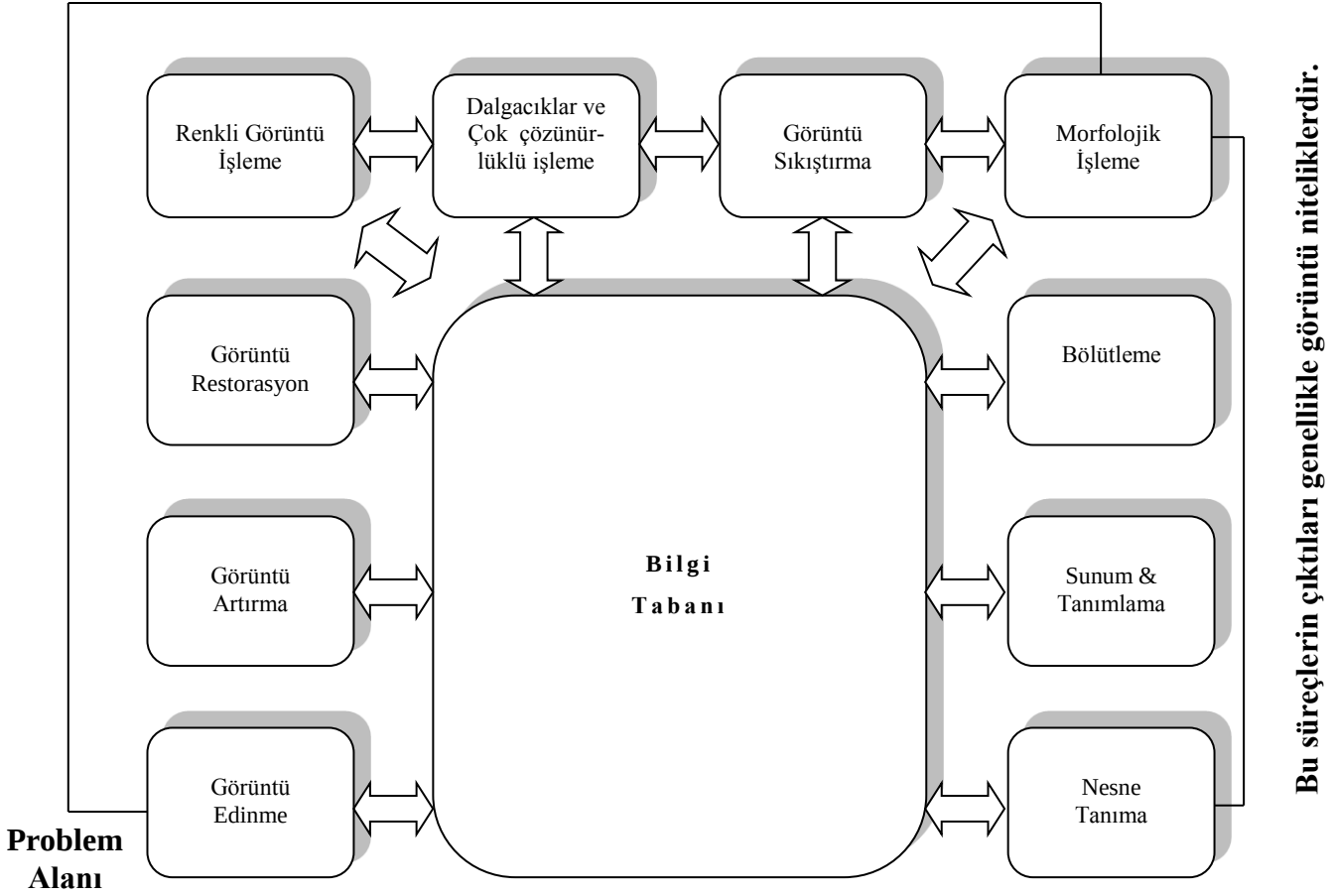
Görüntü işleme; bir görüntünün (resmin) orijinal halinden farklı olarak özellikleri ve şekillerinin değiştirilerek amaca uygun şekilde yeni bir görüntü meydana getirilmesini sağlayan çalışmadır [25].

Bir başka tanımda ise herhangi bir yol ile elde edilen veya yakalanan resimlerin, bilgisayar bileşenleri tarafından sayısallaştırılarak sahne betimlemesi yapılması sonucu oluşan yeni görüntünün elde edilmesi olayına da görüntü işleme denir. Bir görüntü işleme olayı temel düzeyde Şekil 4.1.'deki gibi gerçekleşmektedir [25].



Şekil 4.1. Görüntü İşleme Temel Düzey

Bu süreçlerin çıktıları genellikle görüntülerdir.



Şekil 4.2. Görüntü İşlemede Kullanılan Genel Kurallar [24].

Görüntü işlemede kullanılan temel basamaklar Şekil 4.2.'de gösterilmektedir. Temelinde bir bilgi tabanı olmakla beraber bu bilgi tabanına göre görüntü değişik işlemlere tabi tutulmaktadır.

Görüntü Edinme: İlk aşamada bilgi, bir görüntünün elde edilmesi olayıdır. Görüntü dış ortamdan bilgisayar ortamına değişik araçlar vasıtasıyla sayısal veri olarak aktarılır. Bu veriler iki boyutlu bir diziye aktararak kullanılır. Ancak diziye aktarılırken piksellerin koordinatlarının bulunduğu dizi elemanına o pikselin renk bilgisi kaydedilir. Böylece hem piksel bilgileri hem de renk bilgileri bir dizide saklanmış olur. Ancak görüntü üzerinde işlem yapılırken sadece renk bilgisi değil piksellerin koordinatları ile birlikte renk bilgileri de kullanılır. Bundan sonraki aşamalar için görüntünün sayısal olarak elde edilmesi oldukça önem arz etmektedir [26].

Görüntü Artırma: Bu adım görüntü üzerinde gözle fark edilmesi pek mümkün olmayan ama görüntü üzerindeki seçiciliği artıran birtakım işlemlerin yapılmasıdır. Bunlar parlaklık, kontrast gibi işlemlerdir. Bu tür işlemler görüntüdeki anlaşılabilirliği artırmaktadır.

Görüntü Restorasyon: Elde edilen görüntü üzerinde netlik sağlanması ve tespit işlemlerinin sağlıklı olması için yapılır. Görüntüden kayıp olmadan daha net bir görüntünün elde edilmesini sağladığından tanı koyma için önemlidir.

Renkli Görüntü İşleme: Görüntü içerisindeki aranılan veriye kolay ulaşabilmenin en önemli noktalarından biridir. Bu işlem görüntüye netlik ve seçilebilirlikte kolaylık sağlar. Görüntüdeki nesnelerin diğer nesnelerden farklılığı göz ile dahi anlaşılabilirliği kolaylaştırır. Dolayısıyla tespit için gereklidir.

Dalgacıklar ve Çok Çözünürlüklü İnceleme: Bu sistem bir bölgeye sinyal gönderilerek elde edilen sinyale göre karar verme mantığıdır. Kısacası sinyal üzerinden yeni bir sinyal üretmek ve bu sinyale göre durum değerlendirilmesi yapmaktır [27].

Resim Sıkıştırma: Resimlerde birbirine yakın olan görüntü bilgilerinin tek tip bilgi olarak algılanmasını sağlamaktır. Bu durumda görüntü daha az yer kaplamakta ve kullanımı kolaylaşmaktadır. Bu tür görüntüleme işlemlerinde jpeg türü ideal olarak kullanılmaktadır.

Morfolojik İşleme: Bir görüntü içerisinde farklı olan nesnelerin tespiti için kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem için sayısal veriler üzerinden benzerlik kriteri (eşik seviyesi) uygulanır ve bu işlem sonunda farklı bir türe rastlanıp rastlanmadığının tespiti sağlanır. Renk tonları üzerinde yapılan bu değişiklikler ile genel yapıda bozulma olup olmadığı anlaşılmaktadır [28].

Bölütleme: Görüntü üzerinde farklı olan yerlerin hepsi ayrı ayrı tespit edilir. Bu tespit işleminden sonra bu farklı olan yerlerin genel sınırı belirlenir. Olası bir müdahale durumunda hangi bölgeye müdahale yapılması gerektiği belirlenmiş olur. Dolayısıyla hem tespit hem de müdahalenin yapılması kolaylaşmaktadır.

Sunum ve Tanımlama: Yapılması gereken işlemler yapıldıktan sonra bu verilere uygun sonucun üretilmesi ve rapor olarak sunulması durumudur.

Nesne Tanıma: Görüntü nesnesinin bir sınıfa atanmasını sağlayacak tanımlayıcılara tanımlanması olayıdır. Görüntü özelliklerinin etiketlenilerek görüntü işlemede kullanılmasının sağlanması durumudur.

2.3.1. Görüntünün Tanımı

Nesnelerin görsel bilgilerinin dijital ortama aktarılmasıdır. Görsel bilgiler dijital ortama aktarılırken iki boyutlu bir dizi mantığı ile saklanır. Bu işlem yapılırken resim, piksel adı verilen resmin en küçük yapı taşlarına bölünür. Piksel yoğunluğu ne kadar çok ise görüntü kalitesi o kadar iyi olmaktadır.

Diziye resmin kalitesi piksel yoğunluğu ile ifade edilir. Diziye resim bilgileri kaydedilirken piksel koordinatları değil, piksel koordinatlarının olduğu satır ve sütun bilgisinin kesişme bölgesine o pikselin renk ve parlaklık bilgilerini ifade eden sayısal değerler yazılır. Bu durum iki boyutlu matris yapısını da andırmaktadır.

Görüntü zaman içerisinde işlenmek istenilirse bu diziden veriler alınıp istenildiği şekilde kullanılır. Görüntü tanıma işlemlerinde, görünümün bölütlenmesinde, görüntü üzerinde netleştirme vb. işlemlerde bu bilgiler sürekli olarak kullanılmaktadır.

2.3.2. Yerel Tanımlayıcılar

Sürekli dönme değişmezliği ve uygun sınıflandırma performansı ile doku temsili için yeni bir yerel tanımlayıcıları sunmadır. Yerel tanımlayıcıları iki tür Gaussian türevleri filtreleri kullanmaktadır. MR8 filtreleri [29], ilk tanımlayıcı doğrudan Gaussian türevleri filtrelerinin yanıtlarını kullanır.

Bir yönelim de Gaussian türevleri filtresine gelen cevapların bazı temel filtrelerin [30] doğrusal kombinasyonu ile elde edilebilmesidir. Odaklı Gaussian türevleri filtrelerinin maksimum yanıtları belirli bir yönelimde doğru hesaplanabilir.

Bu yerel tanımlayıcı, sürekli dönme değişmezlik özelliğine sahip yardımcıdır. Bunun yerine doğrudan filtre yanıtlarını kullanarak, ikinci tanımlayıcı görüntü yüzeyinin temel eğrileri hesaplanarak Gaussian türevleri filtresi tepkileri ile düzeltilmesidir. Bir yüzey üzerinde belirli bir noktada bulunan temel eğriliklerin [31] maksimum ve minimum eğrilikleri vardır.

Yüzeyinin önemli bir geometrik özelliği gibi temel eğriliklerde dokuların yerel yapılarını tanımlayan ve herhangi bir açıda değişmez rotasyonlar için farklıdır.

Texton sözlük yapımı için yerel tanımlayıcıları genellikle filtre bankalarının yanıtları ile elde edilir. Varma ve Zisserman [32] doğrudan yerel tanımlayıcıları yerine görüntü yamalar kullanmaktadır.

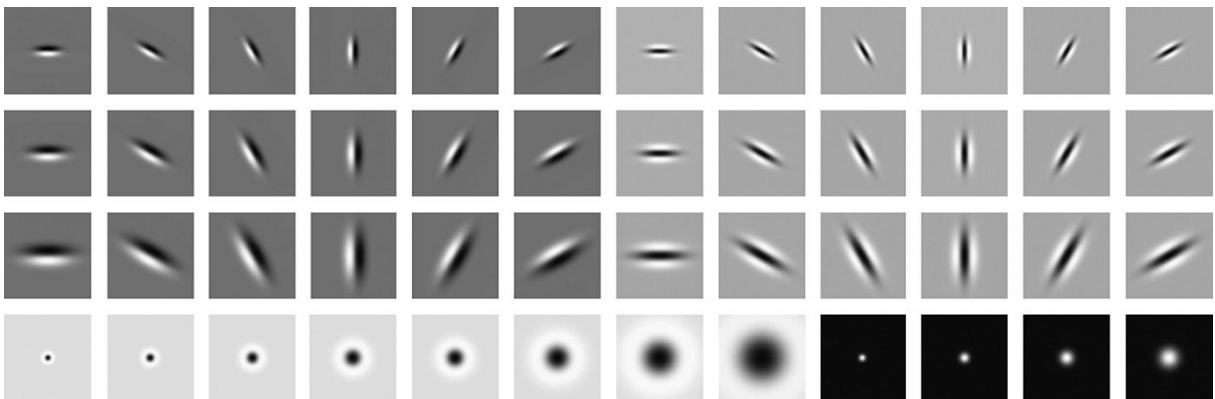
Bu filtreler, uzay alanı içinde tasarlanmış olup, yanıtları filtreleri tarafından görüntü haline gelir.

Filtreler, frekans alanında tasarlanmışsa da, Fourier dönüşümü ile görüntünün filtreler ile çarpılması sağlanarak filtre yanıtları görüntünün ters dönüşümleri elde edilmektedir.

Böylece, her yerel yapı filtresi yanıtlarından oluşan yerel bir tanımlayıcı vektör oluşmaktadır.

2.3.2.1. Leung-Malik (LM) dizisi

LM filtre bankası [33] texton sözlüğü yapısını oluşturmak için kullanılan bir temsili filtre bankasıdır. LM dizisi 48 filtreden oluşur. 36 tane Gaussian türevleri odaklı filtrelemenin altı yönelimleri, üç ölçek ve iki faz ile sekiz merkez çevre türevleri filtreleri ve dört alçak geçiren Gaussian filtrelerinden oluşmaktadır. Şekil 4.3.'de LM dizisi filtreleri görülmektedir. LM dizisi tarafından alınan tanımlayıcı rotasyonlar değişmemektedir.



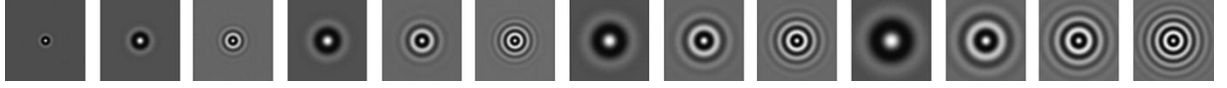
Şekil 4.3. LM Filtre Dizisi

2.3.2.2. Schmid (S) dizisi

S dizisi [34] 13 filtreden oluşur.

$$F(r, \sigma, \tau) = F_0(\sigma, \tau) + \cos\left(\frac{\pi r r}{\sigma}\right) e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} \quad (2.1)$$

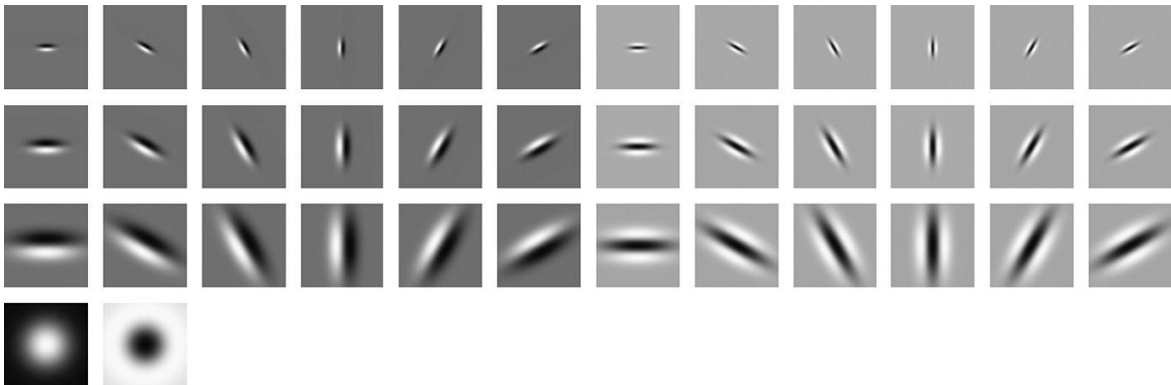
Bunlar σ, τ için (2,1), (4, 1), (4, 2), (6, 1), (6, 2), (6, 3), (8, 1), (8, 2), (8, 3), (10, 1), (10, 2), (10,3) ve (10, 4) değerleridir. Şekil 4.4.'de gösterilen filtreler σ, τ çiftini aldığı değerlerin ifadelerle açıklanmasıdır. S dizisi tarafından elde edilen tanımlayıcı değerler, sürekli dönme değişmezliği kavramının elde edilmesini sağlar.



Şekil 4.4. S Filtre Dizisi

2.3.2.3. Maksimum Yanıt (Maximum Response 8 - MR8)

MR8 filtre bankası [32] 38 filtreden oluşur. Altı yönelim ve üç ölçekten oluşan 36 Gaussian birinci ve ikinci türevleri vardır. Ancak altı çıkış yönelim arasında altı maksimum çıkıştan oluşur. Diğer iki filtre ise Gaussian ve Laplacian Gaussian'dır. Bu iki filtre ise seçim yapmadan doğrudan yanıtı yapar. Böylece, sekiz filtre yanıtları oluşmaktadır. Şekil 4.5. MR8 filtrelerini göstermektedir. Maksimum tepki altı farklı yönelik filtre elde edildiği için, MR8 elde dönme değişmezliği, ayrık dönme değişmezliği sahip olarak ele alınmalıdır.



Şekil 4.5. MR8 Filtre Bankası

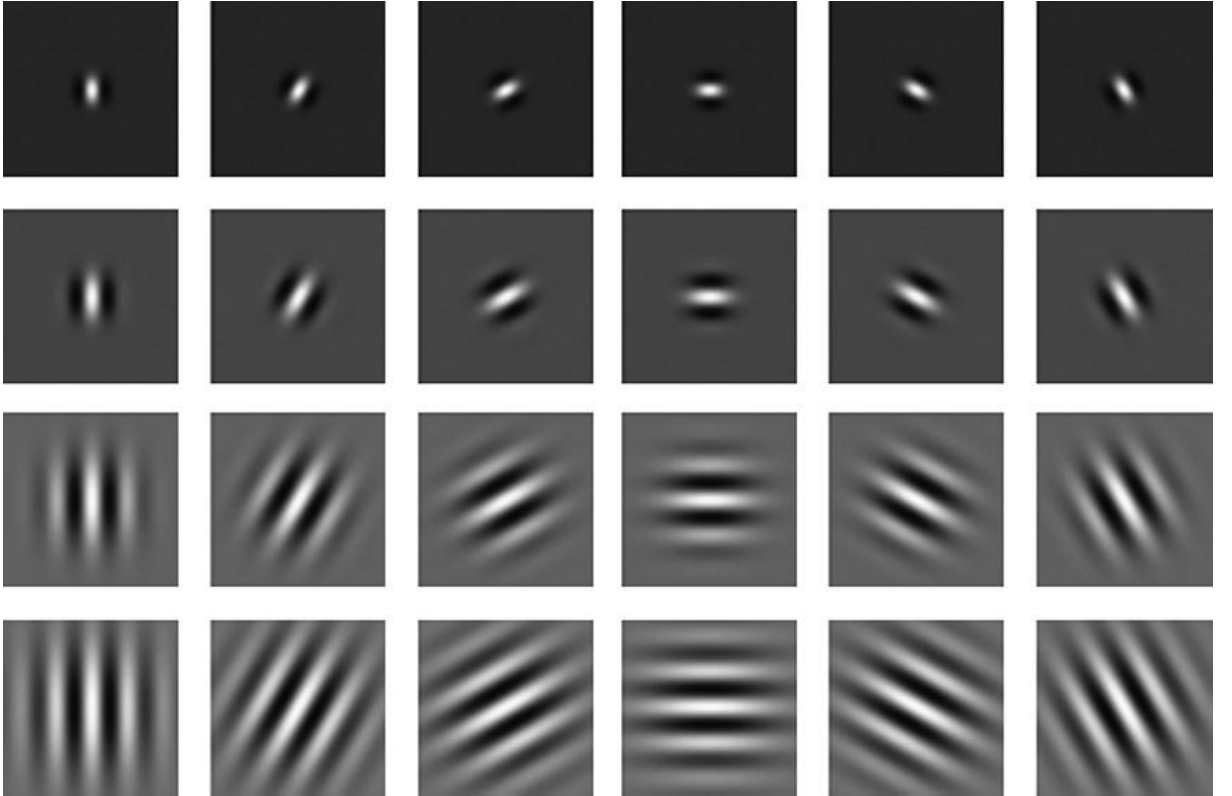
2.3.2.4. Gabor Dizisi

Ahonen ve Pietikäinen [35] texton sözlük oluşturmak için Gabor filtreleri kabul edilmiştir. Gabor filtre seti oluşturmak için bazı parametreler ayarlanmış ve onlarla uzay alanı tasarlanmış ve ifade edilmiştir.

$$F(\sigma, \mu, \theta) = \cos(2\pi(\mu x \cos(\theta) + \mu y \sin(\theta))) e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (2.2)$$

(2) numaralı denklemde Gabor dizi formülü belirtilmiştir.

$\mu = 0.1$, $\sigma = (2, 4, 8, 16)$ ve $\theta = (0, \frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{3}, \frac{\pi}{2}, \frac{2\pi}{3}, \frac{5\pi}{6})$ değerleri kullanılmıştır. Toplamda 24 filtreden oluşmaktadır. Bunlar Şekil 4.6.'de gösterilmektedir. Gabor dizisi ile elde edilen tanımlayıcılar rotasyonla değişmez değildir.



Şekil 4.6. Gabor Filtre Dizisi

2.3.2.5. Yerel Türevi (LD)

“Local Binary Pattern” (LBP) operatörüne benzer şekilde [36], yerel yapı merkezi piksel ve komşularının yoğunluğu arasındaki farklar tarafından açıklanmıştır. Farklılıklar ise özel filtrelerin tepkileri olarak algılanmaktadır [35]. Bu filtreler yerel türev filtre dizisi (LD) olarak bilinmektedir. Şekil 4.7.’de LD dizisi gösterilmektedir.

LD filtre dizisi texton sözlük oluşturulmasında kullanılmıştır. LD filtre dizisi ile elde edilen tanımlayıcı rotasyon değişmez değildir.

1	-1	

1		
	-1	

	1	
	-1	

		1
	-1	

| | | | |

	-1	1

	-1	
		1

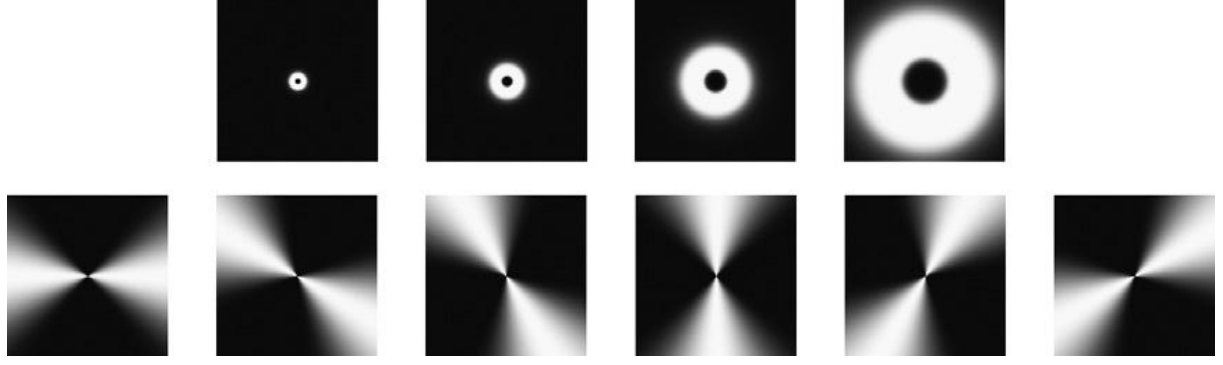
	-1	
	1	

	-1	
1		

Şekil 4.7. Yerel Türev Filtre Dizisi

2.3.2.6. Halka ve Kama Dizisi

Coggins ve Jain [37] ilk halka filtreleri ve özellik çıkarımı için kama şeklinde yönlendirme filtrelerini kullandılar. Haddad ise [38] doku segmentasyonu için ve texton sözlük öğrenmek için RW set kullanmıştır. Bahsedilen filtre kümesi farklı olarak, halka ve kama filtre frekans etkisi olarak tasarlanmıştır. Filtreleme işlemi, frekans alanında uygulanır. Örnekleme için, dört halka ve altı kama şeklindeki yönelim filtresini seçilir. Böylece, çapraz çarpma ile 24 filtre yanıtları elde edilir. Şekil 4.8. Halka ve Kama dizisini göstermektedir. Şekildeki ilk satır 4 halka filtresini, ikinci satır 6 kama şeklindeki yönelim filtrelerini göstermektedir. RW filtre dizisi ile elde edilen tanımlayıcı, rotasyonla değişmez değildir.



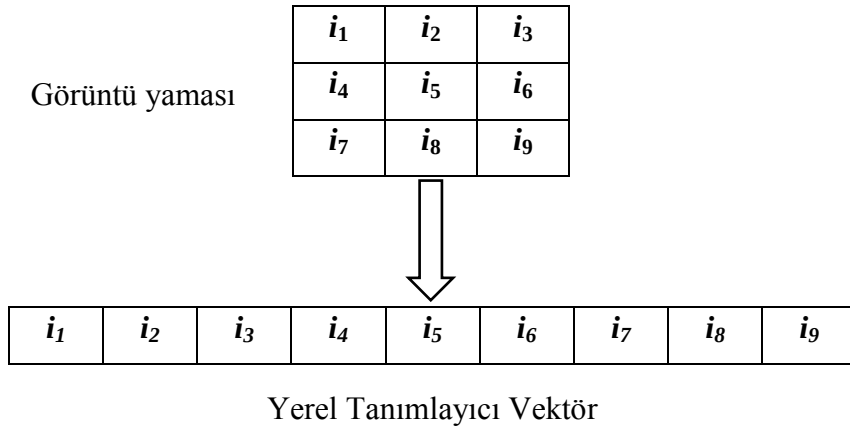
Şekil 4.8. Halka ve Kama Filtre Dizisi

2.3.2.7. Görüntü Yamaları

Filtre yanıtları kullanımı yerine, Varma ve Zisserman [32] temel yapıyı anlatmak için $N \times N$ görüntü yaması kullanmıştır. Görüntü yama piksel yoğunluklarının ortak dağılımı yerel tanımlayıcı olarak kullanılır. Bu rotasyona değişmez değildir.

Varma ve Zisserman [32] için görüntü yaması, dönme değişmezliği elde edilmesi sonucu baskın yönde kullanmasından bahsedilmiştir. Ancak, dönüş ayrık dönme değişmezliği ve sınıflandırma performansı, standart temsili kadar istikrarlı değildir.

Şekil 4.9. 3×3 görüntü yamasını göstermektedir. Çoğunlukla 7×7 görüntü yaması ile daha iyi sınıflandırma başarımı elde edilmektedir. Bu yerel tanımlayıcıları arasında karşılaştırma Tablo 4.1. de gösterilmiştir.



Şekil 4.9. Görüntü Yamasında Yerel Tanımlayıcı Elde Etme

Tablo 4.1. Farklı Yerel Tanımlayıcılarının Karşılaştırılması

Yerel Tanımlayıcı	Uzay veya Frekans Alan Çalışması	Rotasyon için değişmezliği	Vektör Boyutu
LM dizisi	Uzay	Yok	48
S dizisi	Uzay	Sürekli dönme değişmezliği	13
MR8 dizisi	Uzay	Ayrık dönme değişmezliği	8
Gabor dizisi	Uzay	Yok	24
LD dizisi	Uzay	Yok	8
R/W dizisi	Frekans	Yok	24
Görüntü yaması (7x7)	Uzay	Yok	49
CMR	Uzay	Sürekli dönme değişmezliği	8
PC	Uzay	Sürekli dönme değişmezliği	8

2.3.3. Görüntü gösterim algoritması

Texton sözlük oluşturmak için Gaussian türevleri filtresine göre iki yerel tanımlayıcı önerilmektedir. İlk olarak tanımlayıcı doğrudan sürekli maksimum tepkiler “Continuous Maximum Responses” (CMR) filtresi olarak adlandırılan filtre tepkilerini, ikinci olarak temel eğrilikleri (PC) hesaplamak için filtre yanıtları kullanır. Texton sözlükte inşa ve bir görüntü temsil için standart prosedürler tanıtılmaktadır.

2.3.4. Sürekli Maksimum Yanıtları (CMR) Temel Yerel Tanımlayıcı

Gaussian birinci ve ikinci türevinin maksimum yanıtları, filtrelerin yerel yapısını tanımlamak için MR8 filtre banka tarafından kullanılmaktadır. [30] 'e göre, Gaussian birinci türevinin filtresi ve Gaussian ikinci türev filtre sırasıyla iki baz filtre ve üç baz filtresi lineer kombinasyonu ile herhangi bir açıda döndürülebilir. Gaussian fonksiyonu olarak tanımlandığını varsayalım,

$$G(x, y) = e^{\frac{-(x^2+y^2)}{\sigma^2}} \quad (2.3)$$

Odaklı Gaussian birinci türev filtresi G_θ ve ikinci türev filtresi $G_{2\theta}$ yanıtları aşağıdaki gibidir:

$$\begin{aligned} I_\theta &= I * G_\theta = I * (\cos(\theta) G_x + \sin(\theta) G_y) \\ &= \cos(\theta) I * G_x + \sin(\theta) I * G_y \end{aligned} \quad (2.4)$$

$$\begin{aligned} I_{2\theta} &= I * G_{2\theta} = I * (\cos^2(\theta) G_{xx} - 2 \cos(\theta) \sin(\theta) G_{xy} + \sin^2(\theta) G_{yy}) \\ &= \cos^2(\theta) I * G_{xx} - 2 \cos(\theta) \sin(\theta) I * G_{xy} + \sin^2(\theta) I * G_{yy} \end{aligned} \quad (2.5)$$

Burada $*$ kıvrımı temsil eder. G_x ve G_y , sırasıyla x ve y ile ilgili G birinci kısmi türevlerini, G_{xx} , G_{yy} ve G_{xy} sırasıyla x ve y ile ilgili $G(x,y)$ ikinci kısmi türevlerini temsil eder. Beş temel filtreler x-y ile ayrılabilir, çünkü her filtrenin tepkisi iki tek boyutlu kıvrımlar tarafından elde edilebilmektedir [30]. Dört temel tek boyutlu bir filtre olarak gösterilmektedir.

$$\begin{aligned} f_1 &= \frac{-2t}{\sigma^2} e^{-\frac{t^2}{\sigma^2}}, \\ f_2 &= e^{-\frac{t^2}{\sigma^2}}, \\ f_3 &= \frac{2}{\sigma^2} \left(\frac{2t^2}{\sigma^2} - 1 \right) e^{-\frac{t^2}{\sigma^2}}, \\ f_4 &= \frac{2t}{\sigma^2} e^{-\frac{t^2}{\sigma^2}}, \end{aligned} \quad (2.6)$$

Tablo 4.2. Tek Boyutlu Filtrelerden Ayrılabilir İki Boyutlu Filtrelerin Üretilmesi

Temel Filtreler	x Filtresi	y Filtresi
G_x	f_1	f_2
G_y	f_2	f_1
G_{xx}	f_3	f_2
G_{xy}	f_4	f_4
G_{yy}	f_2	f_3

Tablo 4.2. filtre yanıtlarının oluşturulması basamağını gösterir. İki kez tek boyutlu kıvrım hesaplama maliyeti iki boyutlu kıvrıma göre daha azdır. Bu pratik uygulama için yüksek verimlilik üretir. Aşağıdaki gibi θ ile ilgili I_θ ve $I_{2\theta}$ en yüksek değeri elde edilir:

$$\begin{aligned}
I_\theta &= \cos(\theta) I * G_x + \sin(\theta) I * G_y \\
&= \sqrt{(I * G_x)^2 + (I * G_y)^2} \left(\cos(\theta) \frac{I * G_x}{\sqrt{(I * G_x)^2 + (I * G_y)^2}} + \sin(\theta) \frac{I * G_y}{\sqrt{(I * G_x)^2 + (I * G_y)^2}} \right) \\
&= \sqrt{(I * G_x)^2 + (I * G_y)^2} \sin(\theta + \phi), \tag{2.7}
\end{aligned}$$

$$\phi = \arctan \frac{I * G_x}{I * G_y}$$

Böylece, $\theta = \frac{\pi}{2} - \phi$ değeri için I_θ maksimum değeri elde edilir.

$$I_{\theta max} = \sqrt{(I * G_x)^2 + (I * G_y)^2}. \tag{2.8}$$

Benzer şekilde, $I_{2\theta}$ en yüksek değeri elde edilir.

$$\begin{aligned}
I_{2\theta} &= \cos^2(\theta) I * G_{xx} - 2 \cos(\theta) \sin(\theta) I * G_{xy} + \sin^2(\theta) I * G_{yy} \\
&= \frac{2 \cos^2(\theta) I * G_{xx} - I_{xx}}{2} - 2 \cos(\theta) \sin(\theta) - \frac{I_{yy} - 2 \sin^2(\theta) I_{yy}}{2} + \frac{I * G_{xx} - I * G_{yy}}{2} \\
&= \frac{\cos(2\theta) I_{xx}}{2} - 2 \sin(2\theta) I_{xy} - \frac{\cos(2\theta) I_{yy}}{2} + \frac{I * G_{xx} + I * G_{yy}}{2} \\
&= \sqrt{\frac{(I * G_{xx} - I * G_{yy})^2}{4} + (I * G_{xy})^2} \cos(2\theta - \phi) + \frac{I * G_{xx} + I * G_{yy}}{2}, \tag{2.9}
\end{aligned}$$

$$\phi = \arctan \frac{2 I * G_{xy}}{I * G_{xx} + I * G_{yy}}$$

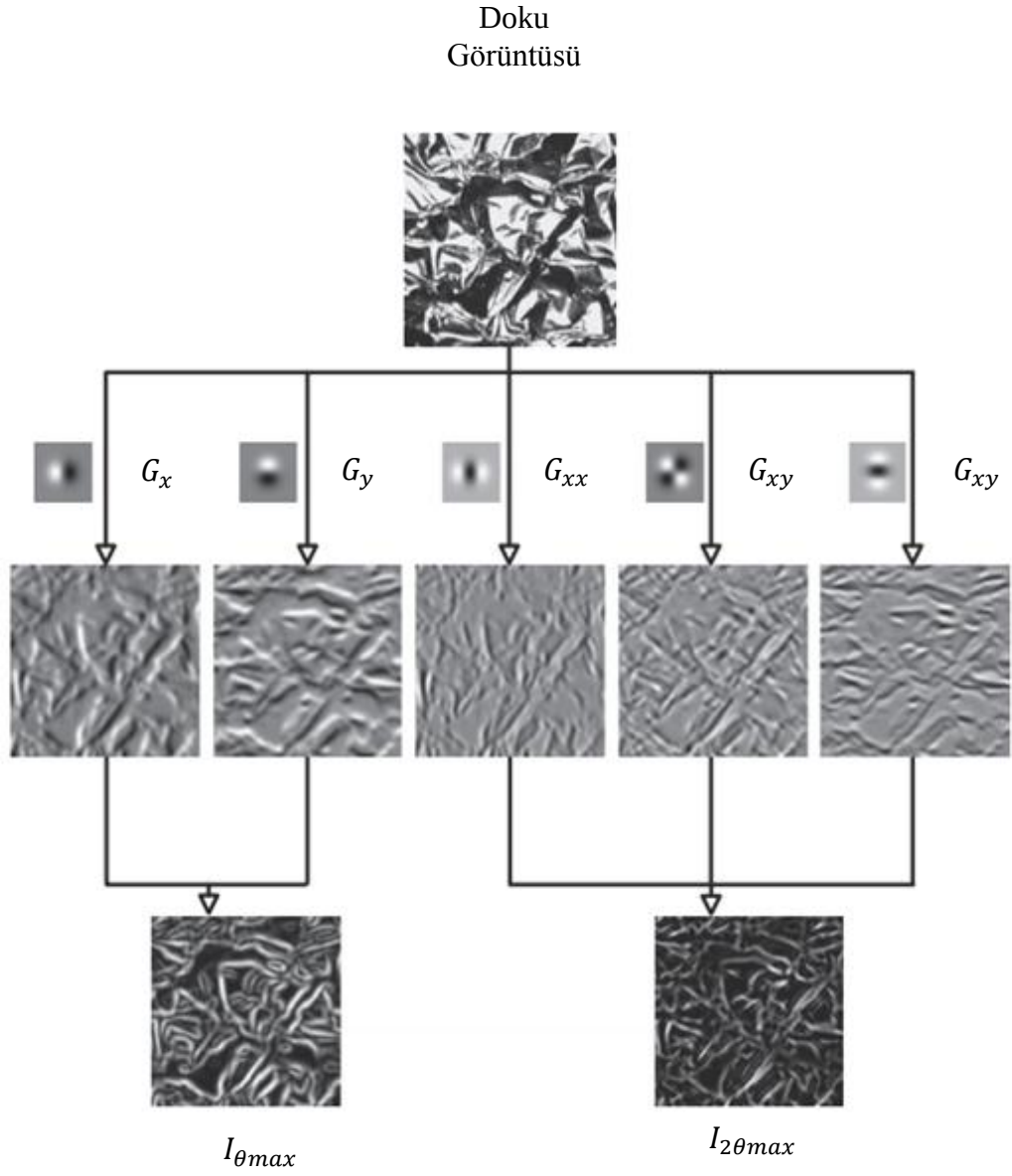
Böylece, $\theta = \pi + \frac{\phi}{2}$ değeri için $I_{2\theta}$ maksimum değeri elde edilir.

$$I_{2\theta max} = \sqrt{\frac{(I * G_{xx} - I * G_{yy})^2}{4} + (I * G_{xy})^2} + \frac{I * G_{xx} + I * G_{yy}}{2}, \quad (2.10)$$

Yerel yapıları tanımlamak için $I_{\theta max}$ ve $I_{2\theta max}$ kullanılması önerilmektedir. İki maksimum yanıt her açıdan görüntü döndürme için değişmezdir. Yanıtlar Gaussian standart sapma σ ile ilgili olduğundan, ölçek varyasyon sağlamlığını elde etmek için çok ölçekli analiz kullanılır. Buna göre, filtre çıkışları yerel yapıyı sunmada birbirine benzer farklı türevleri ve ölçekleri elde etmek için kullanılır. Gaussian türev filtrelerinden standart türev (σ) için 1, 2, 4 ve 8 değerleri seçilmiştir. Bu da iyi ve kaba yüzeylerin bilgilerini yakalamada yardımcı olur. Bu nedenle, yerel tanımlayıcı vektör V dört ölçekli sekiz maksimum filtre yanıtından oluşur.

Şekil 4.10.'da $I_{\theta max}$ doku için eğim büyüklüğü olarak ele alınmaktadır ve Laplace operatörün yanıtı benzer şekilde $I_{2\theta max}$ doku kenarına daha duyarlıdır.

Şekil 4.10.'da belirli bir Gaussian standart sapma da, sürekli maksimum yanıtlarının üretilmesi için prosedür gösterilmesi gerekmektedir. Orijinal doku görüntüsü “Kungliga Tekniska Högskolan - Textures under varying Illumination, Pose and Scale” KTH-TIPS veri kümesinden alınmıştır. Gaussian standart türevi $\sigma=3$ alınmıştır.



Şekil 4.10. Sürekli Maksimum Yanıtları Oluşturma Prosedürü

$I_{2\theta max}$ ile Hessian matrisinin maksimum özdeğeri arasında temel bir ilişki vardır. Hessian matrisi olduğunu varsayalım;

$$H = \begin{bmatrix} I * G_{xx} & I * G_{xy} \\ I * G_{xy} & I * G_{yy} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

$$\lambda = \sqrt{\frac{(I * G_{xx} - I * G_{yy})^2}{4} + (I * G_{xy})^2} + \frac{I * G_{xx} + I * G_{yy}}{2}$$

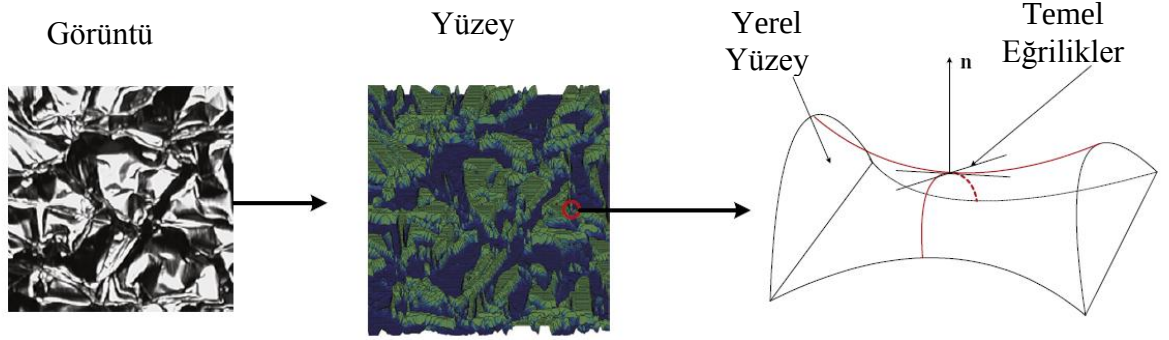
H ve λ için özdeğerler yukarıda verilmiştir. Bu nedenle $I_{2\theta_{max}}$ maksimum özdeğere eşittir. Bazen özdeğerler sıfıra eşit birinci dereceden türevlerinin bir ön koşul olan temel eğrilikleri olarak kullanılırlar. Eğer birinci dereceden türevleri sıfıra eşit değilse, özdeğerler bir daha temel eğrilikleri olmamaktadır.

2.3.5. Temel Eğrilikleri (PC) Temel Yerel Tanımlayıcı

Doğrudan filtre yanıtları kullanmak yerine, görüntü yüzeyindeki temel eğrilikleri hesaplamak için Gaussian türevleri filtreleri tanımlamaktır. Eğrilik geometrik analizde yüzeyinin iç özelliğidir ve bu uzun yıllar boyunca doku analizi için kullanılmıştır. Peetand Sahota [39] temel eğrilikleri, Gaussian eğriliği ve doku ölçmek için ortalama eğrilik ile birlikte yeni eğrilikleri önerilmiştir. Barth et al [40] standart eğrilik doku analizi için “intrinsic 2 Dimensional” (i2D) özellikleri oluşturmada kenar dedektörleri önermiştir. Zucker [41] teğet eğimi ve normal eğrilik değişim yönünün yön oranında temsil etmede kullanmıştır. Deng et al. [42] maksimum ve minimum özdeğerleri (görüntü tarafından ikinci dereceden kısmi türevlerini) Hessian matrisinin temel eğrilikleri hesaplamada ve bölgeyi bulmada kullanmıştır.

Mellor et al. [43] Hessian matrisinin ayrılabilir kutup filtreleri tarafından oluşturulduğunu ve matrisinin Özdeğer (temel eğrilikleri) ve Özvektörler (temel yön) hesaplandığını, bu hesaplanan yerel aşamalar ve enerjiler için rotasyona ulaşmak ve değişmez temsili ölçeklemek için kullanıldığını belirtmiştir.

Bu bölümde, sürekli rotasyon değişmezliği nedeniyle yerel yapıyı göstermek için temel eğrilikler kullanılacaktır. Maksimum ve minimum bir yüzey üzerinde belirli bir noktada normal eğrinin temel eğrilikleri vardır [31]. Şekil 4.11. görüntü yüzeyi ve yerel alan temel eğriliklerinin çizim şemasını göstermektedir.



Şekil 4.11. Görüntü Yüzeyi ve Yerel Alan Temel Eğrilikleri

Gaussian türevleri filtreleri özel fark operatörleri olarak, aşağıdaki gibi hesaplanan görüntü kısmi türevlerini ele almaktadır.

$$\begin{aligned}
 I_x &= I * G_x, \\
 I_y &= I * G_y, \\
 I_{xx} &= I * G_{xx}, \\
 I_{xy} &= I * G_{xy}, \\
 I_{yy} &= I * G_{yy},
 \end{aligned} \tag{2.12}$$

I_x ve I_y I'nın x ve y ile ilgili ilk kısmi türevleridir. I_{xx} , I_{yy} ve I_{xy} I'nın x ve y ile ilgili ikinci kısmi türevleridir. Gaussian eğriliği K ve görüntü yüzeyi ortalama eğriliği H olarak I'ya bağlı şekilde hesaplanır. Hesaplama aşağıdaki gibi yapılmaktadır.

$$K = \frac{I_{xx}I_{yy} - I_{xy}^2}{(1 + I_x^2 + I_y^2)^2}, \tag{2.13}$$

$$H = \frac{I_{xx}(1 + I_y^2) + I_{yy}(1 + I_x^2) - 2I_xI_yI_{xy}}{(1 + I_x^2 + I_y^2)^{3/2}}, \tag{2.14}$$

Temel eğrilik (k_1, k_2) 2.15 numaralı formül ile hesaplanmaktadır.

$$\begin{aligned}
 k_1 &= H + \sqrt{H^2 - K}, \\
 k_2 &= H - \sqrt{H^2 - K},
 \end{aligned} \tag{2.15}$$

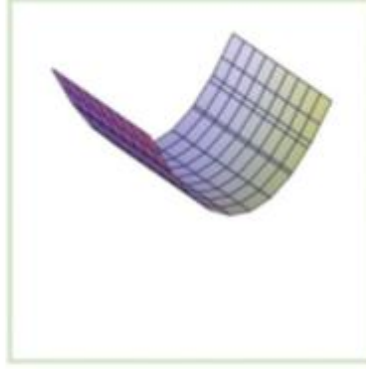
Görüntü yoğunluğu yüzey kıvrımları görüntü gri tonlama değişimi ile gösterilmektedir. Temel eğrilikler, yerel geometrik özellikleri ile açıklanır ve böylece dokunun yerel özelliklerini göstermek için kullanılabilir.

Özellikle, iki temel eğrilik negatif ise yerel yüzey normal yöne karşılık gelen içbükeydir. İki asıl eğrilik pozitif ise yerel yüzey normal yöne karşılık gelen dışbükeydir. Temel eğriliklerinden biri pozitif diğeri negatif ise yerel yüzey dağ sırtı şeklindedir. Temel eğriliklerin mutlak değerleri kıvrım derecesi ile ölçülür. Temel eğriliklerinden biri sıfır diğeri sıfır değilse, yerel yüzey sırt veya vadi görünümündedir. Temel eğriliklerin ikisi de sıfır ise yerel yüzey düz görünümündedir. Temel eğriliklerin ikisi de sıfır değilse, yerel yüzey temel eğrilik işaretleriyle tanımlanmış içbükey, dışbükey veya dağ sırtı şeklinde olabilmektedir. Bu nedenle, temel eğriliklerin işaret ve büyüklükleri yerel yapıların belirgin özelliği ile tanımlanmaktadır. Daha iyi bir şekilde tanımlamak için, yerel yüzeylere karşılık gelen farklı tiplerdeki temel eğrilikler Şekil 4.12’de gösterilmektedir.

Normal şartlar altında k_1 ve k_2 dağılımları sıfır çevresinde yoğunlaşmıştır. Yerel yapıların arasında ayırım arttırmak amacıyla, k_1 ve k_2 ark tanjant fonksiyonu kullanılmaktadır. Bu dönüştürme değerleri sıfıra yakın ve sıfırdan uzak değerlerdir. Sigmoid fonksiyonu da böyle bir durumda kullanılabilir [44]. Yerel yapı için $V = (\arctan(k_1), \arctan(k_2))$ kullanılır. Gaussian türevleri filtreleri tarafından elde edilen temel eğrilikler de Gaussian standart sapma σ ile ilgili olmasına rağmen; çoklu ölçek analizi, ölçek farklılığı başarısını elde etmek için kullanır. σ değeri 1, 2, 4 ve 8 olarak seçilmiştir. Bu nedenle, tanımlama vektörü V , sekiz dönüştürülmüş temel eğriliklerinden oluşmuştur. Şekil 4.13. bir özel Gaussian standart türevi temel eğriliklerini oluşturulmasını gösteren yordamdır. Orjinal doku görüntüsü KTH-TIPS veri kümesinden alınmıştır. Gaussian standart türevi $\sigma=3$ alınmıştır.



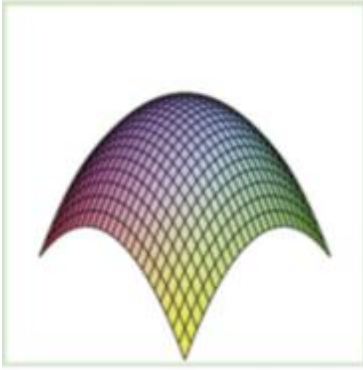
$$k_1 < 0, \quad k_2 < 0$$



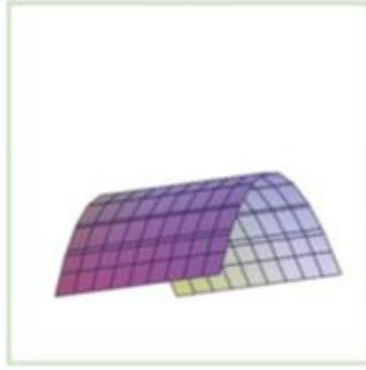
$$k_1 = 0, \quad k_2 < 0$$



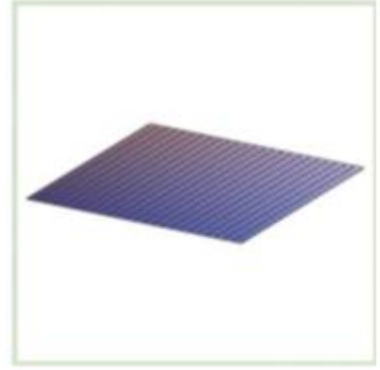
$$k_1 > 0, \quad k_2 < 0$$



$$k_1 > 0, \quad k_2 > 0$$

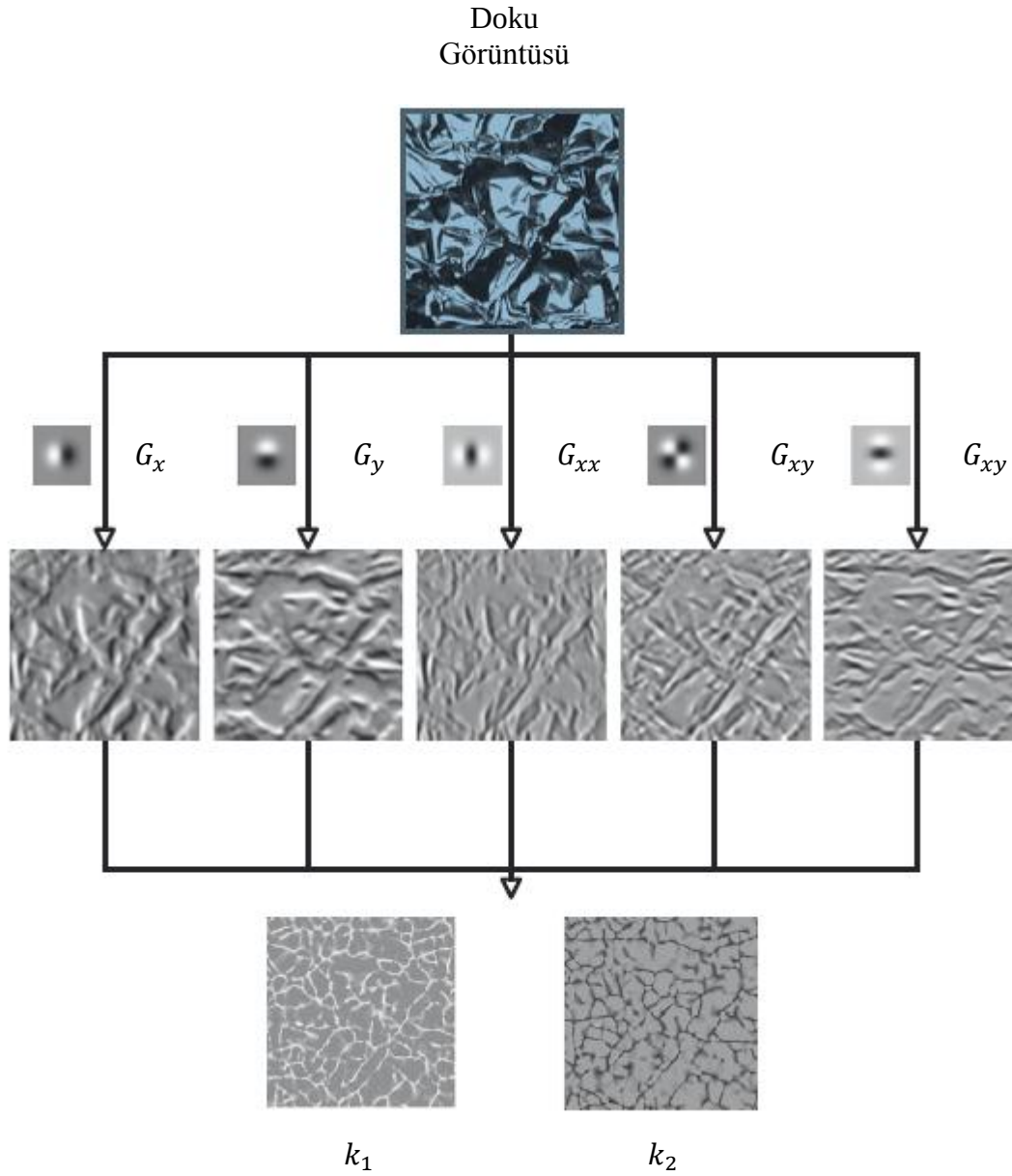


$$k_1 > 0, \quad k_2 = 0$$



$$k_1 = 0, \quad k_2 = 0$$

Şekil 4.12. Yerel Yüzeylere Karşılık Gelen Farklı Tiplerdeki Temel Eğrilikler



Şekil 4.13. Temel Eğrilikleri Oluşturma Yordamı

2.3.6. Sunum Yordamı

Genel olarak, çoğu sözlük tabanlı texton'ların yaklaşımlara benzer bir sunum yordamı vardır. Sunum, öğrenme sahnesi ve sunum sahnesi olarak ikiye bölünebilmektedir. Özellikle, tanımlayıcı vektör olarak (2.16) numaralı formülde normalleştirilmiştir.

$$V \leftarrow V[\log(1 + \|V\|_2/0,03)/\|V\|_2], \quad (2.16)$$

Bu işlem bilimsel yöntemlere dayanılarak daha iyi sınıflandırma sonuçlarının elde edilmesini sağlar [32]. V tanımlayıcı vektörü, K kümeleme yoluyla M textonlarının merkezi

kümelemesini oluşturmak için aynı kategori içerisinde olan doku görüntülerinin toplanmasını sağlar. Bu nedenle, N 'nin kategori sayısı olduğu durumlarda, textonların toplam sayısı $M \times N$ 'dir. Çoğunlukla, M 'nin artmasıyla vektör nicelemesi daha fazla yerel bilgiyi koruyabilmektedir. Ancak, beraberinde daha fazla depolama ve yüksek maliyet getirmektedir. Yerel yapı tanımı üzerinde odaklanmak, diğer kümeleme yöntemlerin performansının geliştirilmesi sağlar.

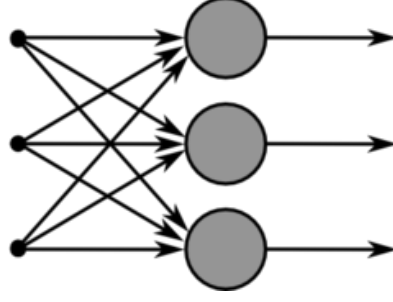
Sunum aşamasında, her bir görüntünün yerel tanımlayıcısı ilk öğrenme aşamasında aynı şekilde elde edilir. Sonra her yerel tanımlayıcı vektörü Öklid uzaklığı kullanılarak sözlükte en yakın texton bulunarak etiketlenir. Son olarak, bu etiketlerin frekans histogramı sunum özelliği olarak kabul edilir.

2.3.7. Diğer Tanımlayıcılar ile Karşılaştırma

Diğer yerel tanımlayıcılar ile karşılaştırmak için tüm yerel tanımlayıcıları bir önceki bölümde anlatılan sunum yordamı ile belirlemek gerekmektedir. Tablo 4.1. bu yerel tanımlayıcılar arasındaki büyük farklılıkları gösterir. S dizisi, CMR ve PC yöntemleri için sürekli dönme değişmezliği ve MR8 ile ayırık dönme değişmezliği elde edilir. Bu, yerel tanımlayıcının yüksek boyutunu, yüksek boyutlu kümelenme olmasına yol açar. Kümeleme yordamı çevrimdışı işlem olduğundan, etkisi önemli değildir. Ancak, en yakın texton sözlükte hesaplama maliyeti, texton sözlük tabanlı yaklaşımın kaçınılmaz bir kusurudur. Tanımlayıcılar ve textonlar arasındaki mesafe hesaplandığı zaman, yüksek yerel tanımlayıcı boyutunun kötüleşmesine daha fazla maliyet ortaya çıkarmasına sebep olur. En yakın textonu daha etkili bir şekilde bulma desteği veren sekiz boyutluya sahip iki yerel tanımlayıcıyı önermektedir.

2.4. YAPAY SİNİR AĞLARINA GİRİŞ

Yapay Sinir Ağları (YSA) insan beyninin bilgileri işlemesi prensibine göre geliştirdiği bir yapay teknolojidir. YSA insan beyninde bulunan birçok sinir hücresi (nöron) gibi yapay olarak birbirlerine değişik etki seviyeleri ile bağlanması sonucu oluşan karmaşık bir bilgi işlem sistemi olarak da düşünülebilir. Şekil 5.1.'de bir YSA katmanı görülmektedir.



Şekil 5.1. Bir YSA Katmanı [45].

Şekil 5.1. de görüldüğü gibi nöronlar değişik şekillerde birbirlerine bağlanarak ağı oluştururlar. Oluşturulan bu ağlar bir insan gibi öğrenmeyi, hafızaya almayı ve veriler arasındaki ilişkileri ortaya çıkarmayı gibi kapasitelere sahip olurlar [45].

Son zamanlarda insan beyninin bilgileri işlemesi prensibine yapay olarak modellemeyi amaçlayan YSA, örüntü tanıma, sinyal işleme, arıza tespiti ve sistem analizi vs. gibi birçok alanlarda kullanılmaya başlandığı ve çözüme daha doğru yaklaşımlar getirdiği görülmektedir. YSA modellemeleri tek veya çok katmanlı düzenlemeler yapabilen ve buna paralel olarak çok sayıda doğrusal olmayan yapay hücrelerden meydana gelen bir sistem modellemesi olarak karşımıza çıkmaktadır. Öğrenme sürecinde bilgiyi toplayan ve saklayan yapıları mevcuttur. Bu yapılara bağlı olarak değişik öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir. Kullanılacak algoritmayı seçmek ya da geliştirmek yapılacak uygulamaya bağlıdır.

2.4.1. Biyolojik Sinir Sistemi

İnsanlar doğumdan itibaren yaşayarak öğrenme sürecine girerler. Bu öğrenme sürecinde insan beyni sürekli gelişme göstererek tecrübe edinir. Biyolojik sistemlerdeki bu öğrenme nöronların sinaptik (synaptic) bağlantılarının ayarlanması ile olmaktadır. Tecrübeler arttıkça sinaptik bağlantılar ayarlanır ve yeni bağlantılarla bu işlem devam eder. Böylece öğrenme gerçekleşir. YSA sistemleri içinde bu durum aynıdır. Öğrenme süreci, eğitime yoluyla örnekler kullanılarak gerçekleşir. Yani girdi ve çıktı verilerin işlenmesi sonucu YSA eğitime algoritmasının bağlantı ağırlıkları sağlanana kadar tekrar edilmesiyle gerçekleşir [46]. Şekil 5.2.'de bir sinir sisteminin blok gösterimi verilmiştir.



Şekil 5.2. Biyolojik Sinir Sisteminin Blok Gösterimi

Merkezi sinir ağında bilgiler, alıcı ve tepki sinirleri arasında ileri ve geri besleme yönünde değerlendirilerek uygun tepkiler üretilir. Bu yönüyle biyolojik sinir sistemi, kapalı çevrim denetim sisteminin karakteristiklerini taşır. Merkezi sinir sisteminin temel fonksiyonel birimi sinir hücresi ya da nöron dur. Bunlar merkezi sinir ağında bilgi transferi gerçekleştirmektedir ve insan beyninde yaklaşık 100 milyar sinir hücresi olduğu tahmin edilmektedir. Normal bir sinir hücresi 50.000-250.000 kadar başka nöronla bağlantılıdır. Yaptıkları özelleşmiş işlere bağlı olarak farklı şekillerde ve çeşitlerde olabilirler. Nöronlar soma, dendritler, akson ve terminal butonlar olmak üzere dört farklı yapıya sahiptir [47].

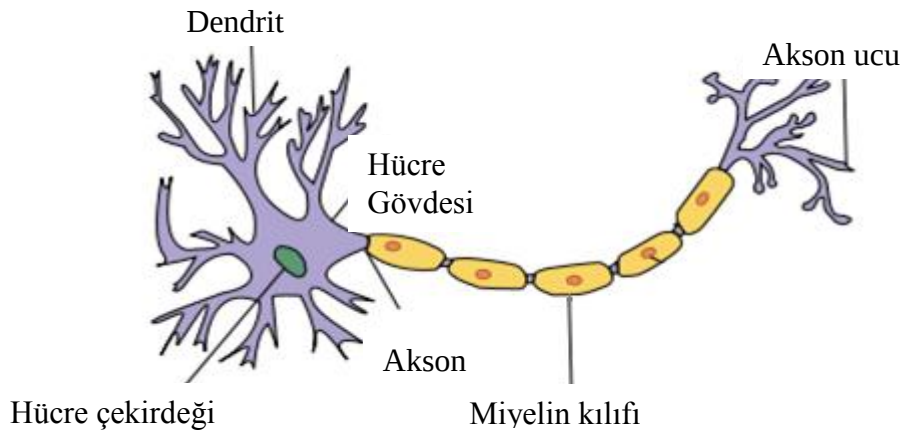
Şekil 5.3. Biyolojik Sinir Sistemi yapısını göstermektedir. Soma bölgesinde çekirdek (*nucleus*) bulunur ve hücrenin yaşamsal işlevlerini sağlar.

Dendritler ise ağaca benzemelerinden dolayı Yunanca'da dendron kelimesinden ismini almıştır. Dendritler nöral iletişimi sağlayan alıcılarıdır. Bir nörondan diğerine geçen bilgiler, bilgiyi yollayan hücrenin terminal butonlarıyla bilgiyi alan hücrenin dendrit kaynağı

ya da soma (hücre gövdesi) bölümü arasındaki birleşme yerleri olan sinapslar aracılığıyla iletir.

Aksonlar nöronların diğer bir bölümüdür. Miyelin kılıf ile kaplı ince uzun bir tüp şeklindedir. Aksonlar, bilgiyi hücre gövdesinden terminal butonlara taşımakla görevlidirler. Taşınan bu bilgi kısa nabız atışına benzeyen elektriksel bir olaydır. Ölçüsü ve hızı daima aynıdır.

Terminal butonlar, aksonların ince dallarının uçlarından bulunan küçük kısımlardır. Elektriksel sinyal kendisine ulaştığında nörotransmitter adı verilen kimyasalları salıverir. Sinaptikler gelen ve dendriteler tarafından alınan bilgiler bu kimyasal ileticilerden etkilenir. Kimyasal değerler belirli bir eşik değerine ulaştığında hücre tepki verir. Hücrenin tepkisini artırıcı yöndeki girişlere uyarıcı (*excitatory*), azaltıcı yöndeki girişlere ise önleyici (*inhibitory*) girişler denir [47].



Şekil 5.3. Biyolojik Sinir Sistemi [47].

YSA, insan beynini örnek model olarak aldığından yapısal olarak aralarında bazı benzerliklerde vardır. Bu benzerlikleri Tablo 5.1.'de verilmiştir [46].

Tablo 5.1. Biyolojik Sinir sistemi ile YSA sistemi arasındaki benzerlikler

Biyolojik Sinir Sistemi	YSA Sistemi
Nöron	İşlem Elemanı
Dendrit	Birleştirme Fonksiyonu
Hücre Gövdesi	Transfer Fonksiyonu
Akson	İşlem Elemanı Çıkışı
Sinapslar	Ağırlıklar

2.4.2. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

YSA'nın bilgiyi işleyebilme ve hesaplayabilme işlevlerini; öğrenebilme ve genelleyebilme yapısından aldığı söylenebilir. Genelleyebilme, eğitim ya da öğrenme sürecinde karşılaşılmayan girişler için de YSA'nın uygun tepkileri üretmesi olarak tanımlanır. Bu özellikler, YSA'nın her türdeki problemleri çözebilme yeteneğinin olduğunu gösterir. Birçok kullanım alanında YSA, aşağıdaki özellikler nedeniyle tercih edilmiştir [48].

Doğrusallık: YSA'lar doğrusal ağlardan oluşmuşlardır. Ancak daha çok doğrusal olmayan yönleriyle öne çıktığı görülmektedir. Doğrusallık, ağın ya da hücrenin aktivasyon fonksiyonu ile belirlenir. YSA, bu özellik ile doğrusal olmayan karmaşık problemlerin çözümünde en önemli araç durumuna gelmiştir [49].

Öğrenme: YSA'nın istenilen sonucu verebilmesi için uygun olarak tasarlanmalıdır. Hücrelerin kendi aralarında doğru bağlantılar yapması ve bu bağlantıların da uygun ağırlıklara sahip olması gerekir. YSA karmaşık yapısından dolayı bağlantılar ve ağırlıklar önceden ayarlanamazlar. Ağırlıklar duruma göre sabit veya değişken değerlerle işlem yapar. YSA, istenilen davranışı sorunlardan aldığı eğitim örnekleri ile ilgilenerek problemi öğrenmesi gerekir. Öğrenmenin, öğrenme algoritması ve hata kriteri ağırlıkların azalıp yok olduğu durumda gerçekleştiği tahmin edilir [50].

Genelleme: YSA, bir problemi öğrendikten sonra eğitim aşamasında veri tabanından var olmayan test örnekleri için de istenilen tepkiyi üretebilir. Örnek olarak, karakter tanıma amacıyla eğitilmiş bir YSA, düzgün çıkmamış karakter girişlerinde de doğru karakterleri

verebilir ya da bir problemin eğitilmiş YSA modeli, eğitim sürecinde var olmayan giriş sinyalleri için de aynı davranışı gösterebilir [49].

Uyarlanabilirlik: YSA, bir problemin çözümünde ağırlıklara göre eğitilir. Daha sonra bu problemin değişimlerine göre tekrar eğitilebilmesi ve devamlılığı sağlanır. YSA bu özelliği ile bilgi işleme, uyarlama, tanıma ve denetim alanlarında etkili bir şekilde kullanılır [48].

Hata Toleransı: YSA, birden fazla hücrenin ağda çeşitli şekillerle bağlantıların yapılmasından dolayı paralel dağıtılmış bir yapısı vardır. Bu yapıdaki bilgi ağ üzerinde dağılmış bir şekilde yer almaktadır. Eğitilmiş bir YSA'da birden fazla bağlantının olmaması ya da bazı hücrelerin kullanılmaması durumlarında bile ağın doğru bilgi üretmemesi beklenmez. Bu durum kullanılan standart yöntemlere göre hata indirgeme yeteneklerinin daha yüksek olmasını sağlar [50].

Donanım ve Hız: YSA, paralel yapısıyla hızlı bilgi işleme yeteneğini arttırarak gerçek zamanlı uygulamalarda kullanılmasını sağlar [50].

Analiz ve Tasarım Kolaylığı: YSA'nın bütün yapılarında temel işlem elemanı hücre yapısı ve modelidir. Farklı uygulama alanlarında kullanılan yapılar standart yapılardaki gibi hücrelerden oluşur. Bu durum, YSA'ların farklı uygulama alanlarında kullanılan modelleri ile benzer algoritmaları ve teorilerini paylaşır. Böylece YSA ile problem çözümünde kolaylıklar sağlanır [50].

Hafıza: YSA'nın önemli bir özelliği de bilgiyi saklama şeklidir. Veri, biyolojik sistemlerde dağınık olarak saklanır. YSA'da kullanılan hafıza, birden fazla yerel hafıza birimleri oluşturularak dağıtımı yapılır. YSA'nın hafıza biçimleri, bağlantı ağırlıklarıdır. Bu bağlantı ağırlık değerleri, ağın o andaki bilgi durumunu temsil eder. Bilgiler ağın içindeki birçok hafıza birimine dağıtılmıştır. Hafıza birimleri bu bilgiyi diğer saklı bilgilerle paylaşırlar [50].

2.4.3. YSA'nın Uygulama Alanları

YSA, çözümü güç ve karmaşık olan ya da olmayan çok farklı alanlardaki problemlerin çözümüne katkıda bulunmuş ve genellikle başarılı sonuçlar alınabilmektedir. YSA çok farklı alanlara uygulanabilmektedir. YSA'nın genel uygulama alanları; görüntü işleme, mühendislik

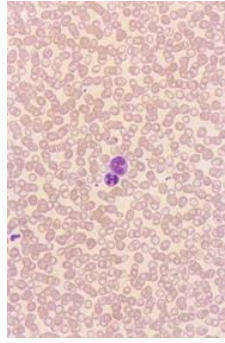
bilimleri, finans ve ekonomi, arıza analizi ve tespiti, tıp, savunma sanayisi, haberleşme, üretim, otomasyon ve kontrol gibidir.

3. KANSERLİ HÜCRE GÖRÜNTÜLERİNİN TANINMASI İÇİN GERÇEKLEŞTİRİLEN UZMAN SİSTEM UYGULAMALARI

3.1. Kanserli Hücre Sınıflandırma Sistemi

Bu tezin uygulama kısmı için 50 adet kan kanseri görüntü örneği kullanılmış ve yapılan çalışma ile bir veri tabanı elde edilmiştir. Elde edilen veri tabanı yapay sinir ağı sınıflandırıcısının eğitiminde kullanılmıştır.

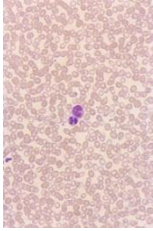
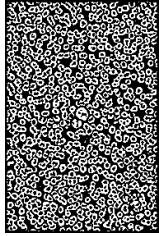
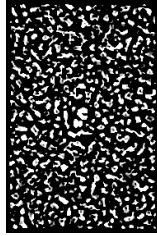
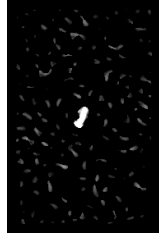
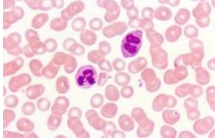
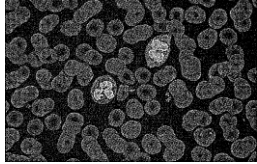
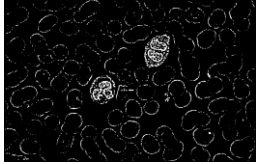
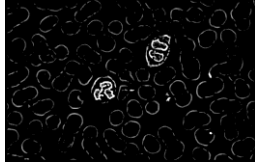
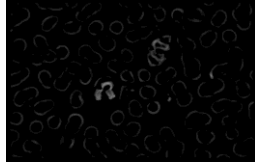
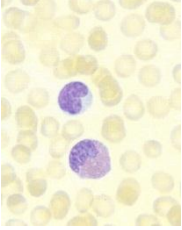
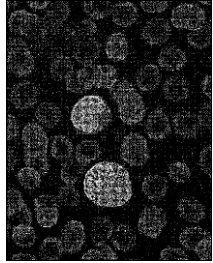
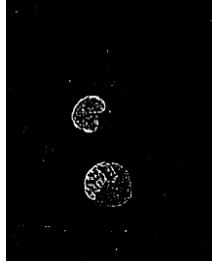
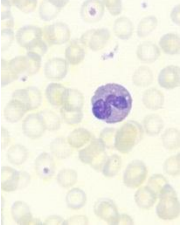
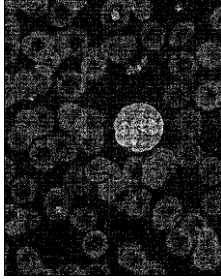
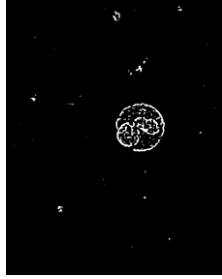
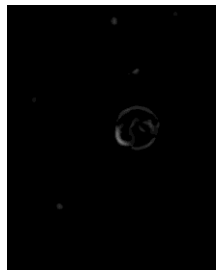
Tez çalışmasının testi için de 50 adet kan kanseri örneği kullanılmıştır. Toplamda 100 adet kan kanseri görüntüsü kullanılmıştır. Kullanılan kan kanseri görüntülerinden biri aşağıdaki Şekil 6.1.'de verilmiştir.



Şekil 6.1. Kan Kanserli Görüntüsü

Daha sonra ön işlem aşamasında, Temel eğrilikler yöntemi kullanılarak temel eğrilikleri hesaplamak için Gaussian türevleri filtreleri ile tanımlanarak geometrik yüzeyin analizi için kullanılmıştır. Aşağıdaki Şekil 6.2. temel eğrilikler yöntemi ile gerekli işlem adımları ve yerel tanımlayıcı vektörü kullanılarak örnek görüntüler için elde edilen yeni görüntüler verilmiştir. Gaussian türev filtrelerinden standart türev σ için 1, 2, 4 ve 8 değerleri seçilmiştir.

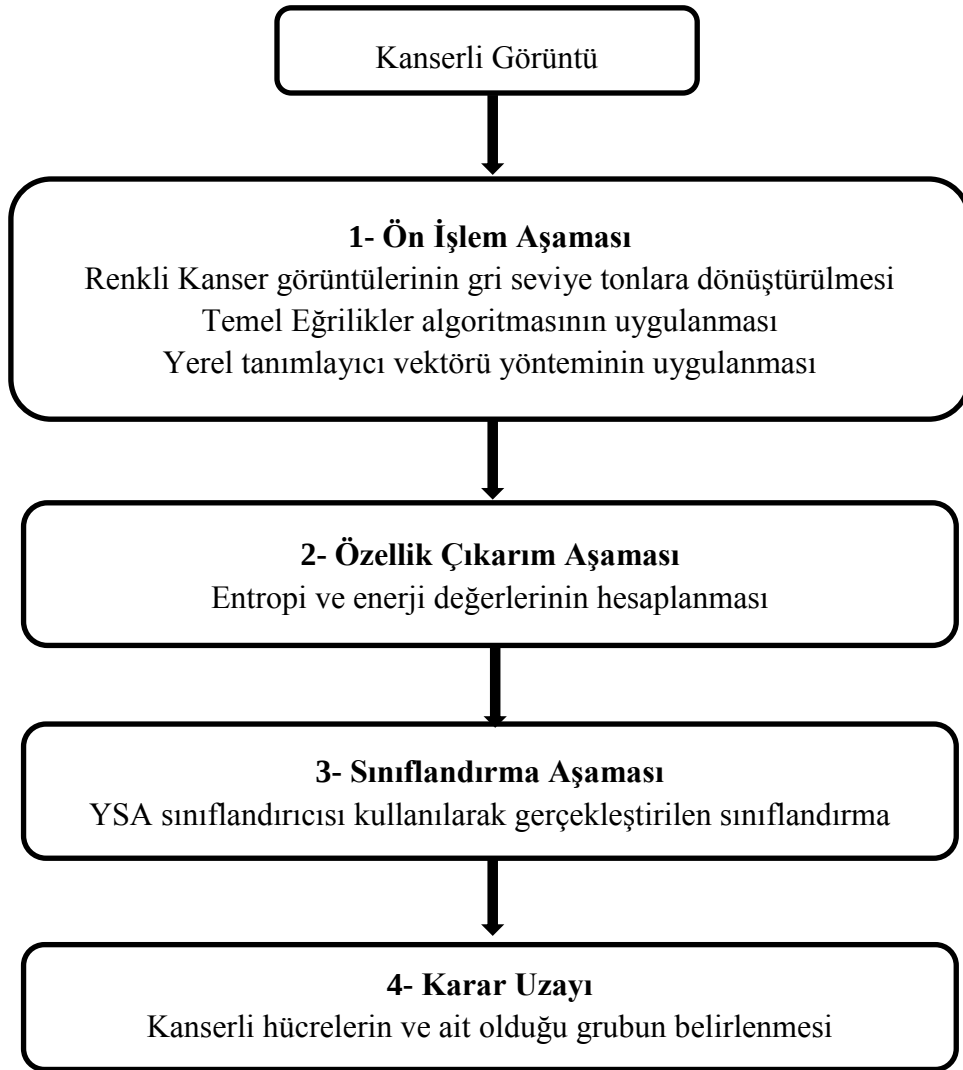
Seçilen ölçekler ve farklı σ değerleri için hesaplanan türev bilgileri kullanılarak sonuçlar değerlendirilmiştir. σ değeri 8 den büyük değerlerde kullanıldığı zaman görüntünün yok olduğu, σ değeri 1 den küçük değerlerde kullanıldığı zaman görüntüyü tanımlayamadığı görülmüştür.

Orijinal	$\sigma = 1$	$\sigma = 2$	$\sigma = 4$	$\sigma = 8$
				
				
				
				

Şekil 6.2. $\sigma = [1, 2, 4, 8]$ Değerlerine Göre Temel Eğrilikler ve Yerel Tanımlayıcı Vektörü ile Elde Edilen Görüntüler

Veri tabanındaki her bir kan kanseri görüntüsüne ait yerel tanımlayıcı vektörü yukarıdaki gibi bulunduktan sonra, bu bulunan uzaklık vektörlerinin her biri için 1'er adet entropi ve enerji değeri hesaplanmıştır.

Kanserli hücrelerin tespit edilmesi ve gruplandırılması için geliştirilen bu yöntem, entropi ve enerji değeri Yapay Sinir Ağları tabanlı Kanserli Hücre Sınıflandırma Sistemi (KHSS) olarak adlandırılmıştır. KHSS algoritmasının yapısı Şekil 6.3.'de verilmiştir.



Şekil 6.3. KHSS algoritmasının yapısı

50 adet kan kanseri görüntü örneği kullanılarak elde edilen veri tabanındaki her bir σ değeri için elde edilmiş entropi ve enerji değerleri Tablo 6.1.'de verilmiştir. Bu entropi ve enerji değerleri YSA tabanlı KHSS sisteminde kullanılmıştır.

Tablo 6.1. $\sigma = [1, 2, 4, 8]$ Değerlerine Göre Kanserli Görüntülerin Entropi ve Enerji Değerleri

Kanserli Hücre Türü	$\sigma=1$		$\sigma=2$		$\sigma=4$		$\sigma=8$	
	Entropi	Enerji	Entropi	Enerji	Entropi	Enerji	Entropi	Enerji
ALL-1	15,8979	11,1740	13,1803	10,1788	6,9015	10,5959	7,9646	11,8601
ALL-2	16,8234	11,7694	13,8394	10,4166	8,3285	11,2223	8,3632	12,2501
ALL-3	16,8057	11,8070	13,5855	10,7489	8,9477	10,8684	8,4041	12,1472
ALL-4	16,9386	11,8991	14,0055	10,6700	8,7225	11,0386	8,5676	12,2538
ALL-5	16,1374	11,6747	13,3182	10,8307	8,6480	10,7966	8,5016	12,1248
ALL-6	15,6741	11,7635	13,3806	10,9269	8,4960	11,0132	8,9071	12,3052
ALL-7	15,5382	10,6086	11,9302	9,0522	7,0659	9,4608	6,8974	10,7733
ALL-8	16,8508	12,2827	14,2905	11,1464	9,8454	11,2511	9,3610	12,5191
ALL-9	16,6683	12,1362	14,2215	11,0385	10,0691	11,1128	9,3088	12,4164
ALL-10	16,0826	11,2818	12,9475	9,5098	9,4599	9,7629	7,3770	11,1097
ALL-11	16,2350	12,0180	13,6237	10,9508	9,0822	11,2538	9,2046	12,1682
ALL-12	16,7356	11,8735	13,6765	10,7616	8,0397	10,4542	8,0256	11,6692
AML-1	16,7880	12,2000	14,0127	11,0836	8,6613	11,0597	8,9371	12,2951
AML-2	16,3927	11,5523	13,7294	10,4853	9,4069	10,3236	8,6448	11,7074
AML-3	17,3349	12,0932	14,2794	10,8524	9,8299	10,9755	8,7970	12,2135
AML-4	15,2984	11,4118	12,8257	10,4278	9,4051	11,2171	8,8068	12,3523
AML-5	15,5382	10,6086	11,9302	9,0522	7,0659	9,4608	6,8974	10,7733
AML-6	15,8548	11,7530	13,5297	10,9043	8,3507	11,1834	9,3945	12,3732
AML-7	15,3040	11,6784	13,0856	10,7970	8,8534	11,1730	8,5044	12,4438
AML-8	14,3950	10,7668	10,7191	6,0788	8,7323	10,9534	6,3906	11,3438
AML-9	16,8014	12,1901	13,4107	10,5819	7,6137	10,8202	8,2101	11,8951
AML-10	15,7871	11,3490	12,8251	9,5154	7,3847	11,1409	7,9116	12,0897
AML-11	16,4095	12,1127	13,0115	10,2357	8,7558	11,3110	7,8403	12,0060
AML-12	16,6064	11,7504	13,5602	10,4541	7,1930	10,7388	8,4563	12,0540
AML-13	15,6926	11,3248	12,6588	9,9370	8,5213	10,7301	7,8967	11,9266
KLL-1	17,4181	12,4050	13,8227	11,2891	9,4359	11,2055	8,0200	12,0604
KLL-2	17,3495	12,1356	14,5991	11,4055	10,1838	10,4903	8,8221	12,3112
KLL-3	17,6116	12,4740	14,6056	11,5864	9,0285	11,0924	8,8267	11,7040
KLL-4	16,4686	11,7055	13,8829	10,5288	9,5699	11,0147	8,8598	12,0482
KLL-5	16,5775	11,7307	13,9770	10,5361	9,8421	10,9200	8,6563	11,9668
KLL-6	16,1056	11,6129	12,9606	10,2589	8,4396	10,9148	7,4936	11,7314
KLL-7	16,8004	11,8756	13,0012	10,7851	8,6978	10,8564	8,7852	12,0524
KLL-8	16,8404	11,9319	13,9339	10,9081	8,6985	10,9284	8,3524	12,0759
KLL-9	15,9929	11,7404	13,6542	11,0827	7,7517	10,6523	8,2965	12,1933
KLL-10	16,3431	12,1424	13,7257	11,1602	9,5810	11,5522	9,1946	12,4933
KLL-11	15,9502	11,9379	13,7912	11,3199	9,0199	10,7101	9,1145	12,3862
KLL-12	16,2242	12,0430	13,7207	11,2628	9,4981	11,3110	8,5677	12,3643
KML-1	15,8828	11,9200	12,7743	10,5705	8,9409	11,2424	8,1595	11,8838
KML-2	15,5529	11,7705	12,9125	10,4658	9,2875	11,3996	8,8404	12,4099

Kanserli Hücre Türü	$\sigma=1$		$\sigma=2$		$\sigma=4$		$\sigma=8$	
	Entropi	Enerji	Entropi	Enerji	Entropi	Enerji	Entropi	Enerji
KML-3	17,1085	11,6749	13,6119	10,4811	7,2215	10,6483	8,0000	11,2533
KML-4	16,3334	11,5788	12,9449	10,2643	8,7289	10,9353	7,7786	11,9872
KML-5	16,1593	11,7452	13,3024	10,5680	8,8787	11,2322	8,3154	12,2352
KML-6	15,2226	11,3292	12,6656	10,2701	8,3931	10,8213	8,3216	12,0044
KML-7	16,8011	11,6733	13,2806	10,0745	4,8378	10,4963	8,0859	11,4025
KML-8	15,2226	11,3292	12,6656	10,2701	8,3931	10,8213	8,3216	12,0044
KML-9	16,8011	11,6733	13,2806	10,0745	4,8378	10,4963	8,0859	11,4025
KML-10	17,0684	11,9825	13,7787	10,7802	7,8958	11,0951	8,3257	12,1688
KML-11	16,2450	11,7598	13,0134	10,3943	8,8398	11,0870	7,7967	11,9053
KML-12	4,6927	10,5051	11,4291	7,1046	4,4028	10,4612	7,0457	11,3973
KML-13	15,9435	10,8253	12,3961	8,3898	8,1365	9,6523	7,0113	10,8938

3.2. KHSS Sınıflandırma Başarımının Test Aşaması

Bu aşamada KHSS algoritması kullanılarak gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçlarının doğruluğu test edilmiştir. Daha öncede belirtildiği gibi, bu çalışmada ilk önce toplam 50 adet kan kanseri görüntüsü örneği kullanılarak bir kanserli görüntü veri tabanı elde edilmiştir.

Bu görüntü veri tabanında toplam 100 adet kanserli görüntü verisi bulunmaktadır. Bu 100 adet görüntünün 50 adedi sınıflandırma işlemi ve diğer geri kalan 50 adedi ise eğitilmiş YSA sınıflandırıcının doğru tanıma başarımını test etmek amacıyla kullanılmıştır. Özellik çıkarım kısmında sınıflandırma ve test aşamalarında kullanılacak bu toplam 100 adet görüntüden $\sigma = [1, 2, 4, 8]$ değerlerinin her biri için 1'er adet entropi ve 1'er adette enerji değeri hesaplanmıştır. Böylelikle, sınıflandırma aşamasında bu 4 adet σ değerinin her biri için 50×2 'lik 4 adet özellik vektörü elde edilmiştir. Bu elde edilen özellik vektörlerinin her biri aşağıda Tablo 6.2.'de eğitim parametreleri ve yapısı verilen 4 adet YSA sınıflandırıcısının girişine ayrı ayrı verilerek bu YSA sınıflandırıcıları eğitilmiştir.

KHSS algoritmasında kullanılan çok katmanlı YSA'nın eğitim parametreleri ve yapısı Tablo 6.2.'de gösterilmektedir.

Tablo 6.2. KHSS Algoritmasında Kullanılan Çok Katmanlı YSA'nın Yapısı ve Eğitim Parametreleri

Katman sayısı	3
Katman hücre sayıları	Giriş: 2, Gizli Katman: 10, Çıkış: 1
Başlangıç ağırlıkları ve biasları	The Nguyen-Widrow yöntemi
Aktivasyon fonksiyonları	Logaritmik sigmoid
Öğrenme algoritması	Geriye yayılım algoritması
Toplam karesel hata	0.0000001

Kullanılan değerler; gizli katman sayısı, gizli katmanlardaki hücre sayısı, öğrenme oranı ve moment sabitinin değeri ve aktivasyon fonksiyonu, birkaç farklı denemeden sonra en iyi performansı verebilecek şekilde seçilmiştir.

Eğitilmiş YSA sınıflandırıcılarının doğru tanıma başarımını test etmek amacıyla geriye kalan 50 adet görüntünün 4 adet σ değerinin her biri için elde edilen 1'er adet entropi ve enerji değerlerinden oluşan 50x2'lik özellik vektörü ise test aşamasında eğitilmiş YSA sınıflandırıcıların girişlerine verilmiştir. Elde edilen YSA test sonuçları aşağıdaki Tablo 6.3.'de verilmiştir.

Tablo 6.3.1. KHSS için Doğru Sınıflandırma Başarım Oranları ($\sigma = 1$)

$\sigma = 1$	ALL	AML	KLL	KML
ALL	8	1	3	-
AML	-	10	1	2
KLL	2	3	5	2
KML	1	3	2	7

Tablo 6.3.2. KHSS için Doğru Sınıflandırma Başarım Oranları ($\sigma = 2$)

$\sigma = 2$	ALL	AML	KLL	KML
ALL	9	1	2	-
AML	1	10	1	1
KLL	1	1	8	2
KML	-	1	2	10

Tablo 6.3.3. KHSS için Doğru Sınıflandırma Başarım Oranları ($\sigma = 4$)

$\sigma = 4$	ALL	AML	KLL	KML
ALL	11	-	1	-
AML	-	12	-	1
KLL	-	-	12	-
KML	1	1	-	11

Tablo 6.3.4. KHSS için Doğru Sınıflandırma Başarım Oranları ($\sigma = 8$)

$\sigma = 8$	ALL	AML	KLL	KML
ALL	9	1	2	-
AML	-	10	1	2
KLL	2	-	10	-
KML	1	1	2	9

4 adet farklı σ değeri için bulunan YSA test başarım sonuçları Tablo 6.4.'de verilmiştir.

Tablo 6.4. YSA Sınıflandırıcı Test Başarım Oranları

YSA Sınıflandırıcı türü	Doğru Tanıma Başarımı (%)
YSA ($\sigma = 1$)	68.32
YSA ($\sigma = 2$)	83.76
YSA ($\sigma = 4$)	93.75
YSA ($\sigma = 8$)	87.61

Tablo 6.4. deki test başarım oranlarına bakıldığında, YSA sınıflandırıcısı ile yapılan test başarım sonucunda $\sigma = 4$ değeri için en yüksek oran ile başarımın sağlandığı görülmüştür. $\sigma = 2$ ve $\sigma = 8$ değerlerinde ise başarım oranının azaldığı, $\sigma = 1$ değerinde ise başarım oranının çok düştüğü görülmektedir.

4. SONUÇ, YORUM VE ÖNERİ

Bu çalışmada tıbbi görüntülerdeki kanserli hücrelerin diğer sağlıklı hücrelerden ayırt edilerek ön plana çıkartılması amacıyla; temel eğrilik bilgileri, yüzey şekillerinin sınıflandırılması için kullanılmıştır. Temel eğrilikler bir yüzey üzerinde verilen bir noktada dik eğimin maksimum ve minimum yönleridir. Ayrıca, temel eğrilikler geometrik analizlerde yüzeyin temel özelliklerini ifade etmektedir.

Yapılan çalışmada ilk olarak elde edilen giriş görüntüsünün Gaussian fonksiyonu yardımı ile 1. ve 2. türevleri hesaplanmıştır. Elde edilen türev bilgileri ile görüntüyü daha detaylı ifade edebilmek için temel ve ortalama eğrilik bilgileri de hesaplanmıştır. Yapılan bu işlemler ile ilgili temel bilgiler tez çalışmasının 4. bölümünde detaylı olarak anlatılmıştır.

Geometri alanında bir yüzey üzerindeki eğrinin davranışlarını incelemek için eğrinin temel ve ortalama eğrilik bilgisi kullanılmaktadır. Bu sebeple görüntünün pikselleri arasındaki değişimi sağlam matematiksel ifadeler ile yorumlamak için bilinen bu eğrilik bilgilerine başvurulmuştur.

Ortalama ve Gaussian eğrilik bilgilerinin kullanılmasıyla hesaplanan k_1 ve k_2 temel eğrilikleri görüntünün daha detaylı analizine imkân sağlamaktadır. Bu özellik kanser görüntüsünün temel eğrilik bilgileri hesaplanarak kanserli bölgenin arka plandan ve diğer sağlıklı bölgelerden ayırt edilmesini sağlamak amacıyla kullanılmıştır.

Görüntünün farklı ölçekler ve farklı σ değerleri için hesaplanan türev bilgileri kullanılarak sonuçlar değerlendirilmiştir. Çok büyük σ değerlerinin kanserli bölgeyi kaybettiği, çok küçük σ değerinin ise kanserli bölgeyi tam olarak tanımlayamadığı görülmüştür. Bu nedenle σ değerinin 1-8 aralığında olmasının görüntüyü tanımlamak için yeterli olduğu deneme-yanılma yöntemiyle anlaşılmıştır. İşlemlerin sonunda elde edilen görüntüler incelendiğinde kanserli bölge diğer kısımlardan rahat bir şekilde ayırt edilmektedir. Bu ayırt edilmenin en yüksek olduğu σ değeri ise 4 dür.

Yapılan tez çalışması ile detaylı özellik çıkarımı gerçekleştirilmiştir ve görüntünün boyutu indirgenmiştir. Elde edilen sonuç görüntüsü kanserli bölgeyi açıkça göstermektedir. Boyut indirgemesi yapıldığı için yapılan işlemin işlem hızı ciddi oranda artmıştır.

Çalışmada kanserli hücrelerin detaylı bir şekilde karakterizasyonu ve kanserli bölgenin kaybedilmeden gösterimi gerçekleştirilmiştir. Görüntünün incelenmesinde daha önce kanserli görüntülerde kullanılmayan ve türev işlemlerine dayanan temel eğrilikler yöntemi kullanılmıştır.

İleride yapılacak olan çalışmalarda görüntülerden daha detaylı bilgiler elde etmek için farklı sınıflandırıcı, bölütleme ve kümeleme işlemlerin kullanılması ve doğruluk oranlarının araştırılması düşünülebilir. Ayrıca işlem zamanı açısından da gereksinimler incelenebilir. Bu çalışmanın önerilen çalışmalara katkıda bulunulacağı düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] <http://www.kanserdesifresi.com/Kanser-Cesitleri.php>, Kanser esitleri, 28 Aralık 2012.
- [2] <http://www.hekimce.com/index.php?kiid=5098>, Kanserde Erken Tanı, 28 Aralık 2012.
- [3] Holland T., So-Called İnterval Cancers Of The Breast: Pathologican Dradio Graphicalalysis, Cancer 1982; 49:2527-2533
- [4] Lawrence W. B., The Radiologic Clinics of North America: Breast Imaging Current Statusand Future Directions, W.B. Saunders, Philadelphia, USA (1992).
- [5] Varsha H. Patil, Dattatraya S. Bormane and Vaishali S. Pawar, An Automated Computer Aided Breast Cancer Detection System, GVIP Journal, Volume 6, Issue 1, July 2006.
- [6] BoJi, Ruifeng Song, Feng Xu, Yangdong Yediagnosis, Expert System for Oesophagus Cancer in EarlyStage, 2012 International Conference on Computer Science and Service System.
- [7] Dr. Sarita Singh Bhadauoria, Dr S.Wadhwani, Dr AK Wadwani Tripty Singh et. al., Expert System Design and Analysis for Breast Cancer Diagnosis Tripty Singh, International Journal of Engineering Science and Technology Vol. 2(12), 2010, 7491-7499.
- [8] Cebe, B., Danışman: Prof. Dr. Asaf Varol, 2012, 2D:4D Parmak Uzunlukları Oranı İle Kişilerin Sayısal-Sözel Dallara Yatkinlıkları Arasındaki İlişkinin Uzman Sistem ile Tespiti, Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [9] Kasmin, F., Prabuwno, A., Abdullah, A., Detection Of Leukemia In Human Blood Sample Based On Microscopic Images, (2012) 1-8.
- [10] Obi J.C., Imianvan A.A., Interactive Neuro-Fuzzy Expert System for Diagnosis of Leukemia, University of Benin, Benin City, Nigeria (2011) 1-9
- [11] Torkaman, A., Charkari, N.M., Pour, M.A., Bahrololum, M., Rajati, E., An Expert System For Detection Of Leukemia Based On Cooperative Game Theory, Tarbiat Modarres University

- [12] http://www.turkcebilgi.com/ansiklopedi/hücre_nedir, Hücre nedir?, 08 Ocak 2013.
- [13] <http://tr.wikipedia.org/wiki/Kanser>, Kanser, 08 Ocak 2013.
- [14] <http://www.genbilim.com/content/view/2427/33/>, Hücre, 08 Ocak 2013.
- [15] <http://www.tksv.gen.tr/kanser-turleri-96.html>, Kanser türleri, 09 Ocak 2013.
- [16] <http://hematolojika.com/content2.asp?m1=1&m2=8>, Kan Hastalıkları, 09 Ocak 2013.
- [17] <http://www.kanser.gov.tr/kanser/kanser-turleri/46-kan-kanseri.html>, Kan Hastalıkları, 09 Ocak 2013.
- [18] Aydoğdu, İ., Kuku, İ., Kaya, E., Gödekmerdan A., Kan Hastalıkları Atlası, Sistem Ofset Yayıncılık.
- [19] Jackson, Peter (1998), Introduction To Expert Systems (3 ed.), AddisonWesley, p. 2, ISBN 978-0-201-87686-4.
- [20] <http://www.yapay-zeka.org/modules/wiwimod/index.php?page=AI>, Yapay Zeka, 15 Ocak 2013.
- [21] Üstkan, S., Yönlendirilmiş Çalışma, Sakarya Üniversitesi, 2007.
- [22] Allahverdi, N., Uzman Sistemler, Atlas, İstanbul, 244 (2002).
- [23] Yılmaz, M. B., Uzman Sistemler, Yıldız Teknik Üniversitesi.
- [24] Avcı D., Danışman: Prof. Dr. Asaf Varol, 2009, İnsanlarda Görülen Parazit Yumurtalarının Otomatik Sınıflandırılması İçin Bir Uzman Sistem Tasarımı, Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [25] Yıldırım, K.S., İnce, C., Kalaycı, T.E., Görüntü İşleme, Ege Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 2003.
- [26] http://tr.wikipedia.org/wiki/görüntü_işleme, Görüntü İşleme, 15 Ocak 2013.
- [27] Yıldız, E., Dalgacıklar ve Çok Çözünürlüklü İşleme, 2012.
- [28] Küçükgül E., Biçimsel Görüntü İşleme, 2003.
- [29] M. Varma, A. Zisserman, A statistical approach to texture classification from single images, Int. J. Comput. Vis. 62 (2005) 61–81.
- [30] W. Freeman, E. Adelson, The design and use of steerable filters, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 13 (1991) 891–906.

- [31] M. Do Carmo, *Differential Geometry of Curves and Surfaces*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1976.
- [32] M. Varma, A. Zisserman, A statistical approach to material classification using image patch exemplars, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 31 (2009) 2032–2047.
- [33] T. Leung, J. Malik, Representing and recognizing the visual appearance of material using three-dimensional textons, *Int. J. Comput. Vis.* 43 (2001) 29–44.
- [34] C. Schmid, Constructing models for content-based image retrieval, in: *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR 2001*, vol. 2, IEEE Comput. Soc.
- [35] T. Ahonen, M. Pietikäinen, Image description using joint distribution of filter bank responses, *Pattern Recogn. Lett.* 30 (2009) 368–376.
- [36] T. Ojala, M. Pietikäinen, T. Mäenpää, Multiresolution gray-scale and rotation-invariant texture analysis with local binary patterns, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 24 (2002) 971–987.
- [37] J. Coggins, A. Jain, A spatial filtering approach to texture analysis, *Pattern Recogn. Lett.* 3 (1985) 195–203.
- [38] S. Haddad, Texture based image segmentation using textons, in: *Sixteenth Annual Symposium of the Pattern Recognition Association of South Africa*, Citeseer, p. 79.
- [39] F. Peet, T. Sahota, Surface curvature as a measure of image texture, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* (1985) 734–738.
- [40] E. Barth, C. Zetsche, I. Rentschler, Intrinsic two-dimensional features as textons, *JOSA A* 15 (1998) 1723–1732.
- [41] S. Zucker, *Differential geometry from the frenet point of view: boundary detection, stereo, texture and color*, 2005.
- [42] H. Deng, W. Zhang, E. Mortensen, T. Dietterich, L. Shapiro, Principal curvature based region detector for object recognition, in: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007. CVPR'07, IEEE, pp. 1–8.

- [43] M. Mellor, B. Hong, M. Brady, Locallyrotation, contrast, and scale invariant descriptors for texture analysis, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 30 (2008) 52–61.
- [44] J. Chen, S. Shan, C. He, G. Zhao, M. Pietikäinen, X. Chen, W. Gao, WLD: a robust local image descriptor, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 32 (2010) 1705–1720.
- [45] http://tr.wikipedia.org/wiki/Yapay_sinir_ağları, Yapay Sinir Ağları, 16 Aralık 2013.
- [46] Bahadır, İ., Bayes Teoremi Ve Yapay Sinir Ağları Modelleriyle Borsa Gelecek Değer Tahmini Uygulaması, 2008.
- [47] http://tr.wikipedia.org/wiki/Sinir_hücre, Sinir Hücresi, 16 Aralık 2013.
- [48] Ergezer, H., Dikmen, M. ve Özdemir, E., Yapay Sinir Ağları ve Tanıma Sistemleri. Pivolka, 2(6), 14-17, 2003.
- [49] Karlık, B., 1994, Çok Fonksiyonlu Protezler İçin Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Miyoelektrik Kontrol, Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul.
- [50] Haykin, S., Neural Networks: A Comprehensive Foundation, MacMillan College Publishing Company, New York, 1994.

ÖZGEÇMİŞ

Mustafa KUTUKIZ

Fırat Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi

Elektronik Bilgisayar Eğitimi Bölümü

1973 yılında Malatya’da doğdu. İlk öğrenimini Malatya, orta öğrenimini Elazığ ve lise öğrenimini Malatya’da tamamladıktan sonra 1991 yılında Marmara Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Bölümü’nü kazandı ve 1996 yılında mezun oldu. Aynı yıl Malatya Hacı Hüseyin Kölük Ticaret Meslek Lisesi’nde Bilgisayar öğretmeni olarak göreve başladı. Yabancı dili İngilizcedir.