



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

**GÖRÜNTÜ İŞLEME İLE ERKEN EVRE MELANOMA TESPİTİ
YAPAN AKILLI SİSTEM TASARIMI**

ALİ ERBAŞ

**ELEKTRİK – ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI**

DOKTORA TEZİ

**DANIŞMAN
Doç. Dr. Fikret YALÇINKAYA**

KIRIKKALE-2023



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

**GÖRÜNTÜ İŞLEME İLE ERKEN EVRE MELANOMA TESPİTİ
YAPAN AKILLI SİSTEM TASARIMI**

ALİ ERBAŞ

**ELEKTRİK – ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI**

DOKTORA TEZİ

**DANIŞMAN
Doç. Dr. Fikret YALÇINKAYA**

KIRIKKALE-2023

Ali ERBAŞ tarafından hazırlanan “GÖRÜNTÜ İŞLEME İLE ERKEN EVRE MELANOMA TESPİTİ YAPAN AKILLI SİSTEM TASARIMI” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ / ~~OY ÇOKLUĞU~~ ile Kırıkkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Başkan: Prof. Dr. İnan GÜLER

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Gazi Üniversitesi

İmza.....

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum

Üye: Prof. Dr. Osman EROĞUL

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı, TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi

İmza.....

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum

Üye: Prof. Dr. Tamer EREN

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, Kırıkkale Üniversitesi

İmza.....

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum

Üye: Prof. Dr. Tolga EREN

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Kırıkkale Üniversitesi

İmza.....

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum

Danışman: Doç. Dr. Fikret YALÇINKAYA

Elektrik- Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Kırıkkale Üniversit

İmza

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum

Tez Savunma Tarihi:...../...../.....

Jüri tarafından kabul edilen bu tezin Doktora Tezi olması için gerekli şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

Prof. Dr. Recep ÇALIN
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü



Aileme

ETİK BEYANI

Kırıkkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Ali ERBAŞ

...../...../2023

ÖZET

GÖRÜNTÜ İŞLEME İLE ERKEN EVRE MELANOMA TESPİTİ YAPAN AKILLI SİSTEM TASARIMI

ERBAŞ, Ali

Kırıkkale Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik – Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Doktora tezi

Danışman: Doç. Dr. Fikret YALÇINKAYA

Ocak 2023, 127 sayfa

Bilgisayar destekli teşhis sistemleri (BDTS), lezyon görüntüsündeki en küçük detayı yakalayabilme yetenekleri sayesinde her geçen gün daha erken evrelerde melanoma tanısı koyabilmektedirler. Erken teşhisin önemi, melanomu erken evrede tespit ederek sağkalım oranını artırmasıdır, dolayısıyla erken evre melanom tanısı yazılımları hayati önem taşımaktadır. Konvolüsyonel sinir ağları (Evrişimli sinir ağları [ESA]) gibi algoritmalarla entegre edilmiş bilgisayar destekli teşhis sistemleri; yüksek derecede doğruluk, özgüllük ve hassasiyetle melanoma tanısı yapabilen başlıca araçlardır ve günümüzde BDTS ile ayrılmaz bir bütün oluşturmuşlardır.

Bu tezde bulanık mantık temelli görüntü ön işleme yazılımı geliştirilmiştir ve AlexNet, GoogLeNet, ResNet, VGG16, VGG19, Inception, ShuffleNet ve Xception evrişimli sinir ağı modelleri ile entegre edilmiştir. Bu yeni yazılım ile ön işleme tabi tutulan görüntülerin melanoma olup olmadıklarına karar verilmiştir. Önerilen sistem, yüksek doğruluk sağlamak için iki temele dayanır. İlki bulanık-mantık (BM) temelli ön işleme birimi, ikincisi ise derin ESA algoritmaları ile entegrasyonudur. Bulanık-Mantık tabanlı geliştirilen algoritma, lezyon görüntülerini alıp ön işler; işlenmiş olan görüntüler ise derin ESA algoritmaları ile yorumlanarak lezyonun melanoma olup olmadığına karar verir. Geliştirilen ön işleme yazılımı ile evrişimli sinir ağı modelinden oluşan BDTS görüntünün bütünü ve piksellerinin ayrı ayrı taşıdıkları bilgileri birlikte işlemektedir.

Melanoma tespiti amaçlı geleneksel tıbbi görüntü işleme uygulamalarında yararlanılan başlıca ön işleme yöntemleri arasında, görüntünün parlaklık değerinin iyileştirilmesi ve görüntüdeki lezyonlu bölgenin maskelenmesi yer almaktadır. Geleneksel görüntü işleme algoritmalarında, incelenecek görüntünün parlaklığının iyileştirilmesinde, görüntüdeki her pikselin değeri aynı sabit ağırlık değeri ile çarpılarak ilgili pikselin yeni değeri elde edilir. Önceden belirlenen eşik değerine bakılarak, ilgili bölgenin bir lezyon mu yoksa sağlıklı bir doku mu olduğuna karar verilir. Buradan yola çıkarak uygun bir lezyon maskesi üretilir. Görüntünün iyileştirilmesi ve maskelenmesi hedeflenerek geliştirilen ön işleme yazılımı görüntünün her bir pikseli için bağımsız ağırlık değişkeni tespit eder. Ayrıca görüntüdeki piksellerin ayrı ayrı lezyon maskesine üye olma olasılıklarını hesaplar. Lezyon maskesinin üretilmesi ve görüntünün iyileştirilmesi aşamalarında geliştirilen ön işleme yazılımı, geleneksel BDTS ile makro düzeyde ayırmakta ve inovatif bir katkı sunmaktadır.

Bulanık mantık temelli geliştirilen sistem, lezyon görüntüsünü eşdeğer renk uzayı kanalı bileşenlerine dönüştürür. Lezyon bölgesi piksellerinin iyileştirilmiş görüntü

değerine; elde edilen kanal bileşeni bilgileri, doku deseni ve lezyon maskesine üye olma olasılıklarıyla karar verir. Tüm bu işlemler sonucunda elde edilen iyileştirilmiş görüntü evrişimli sinir ağlarına girdi olarak verilmiştir. Bulanık mantık ile lezyon bölgesi piksellerinin; birbirleri ile ilişkileri, yönelimleri, görüntünün bütününe olan aitliği ve lezyon görüntüsünü oluşturan diğer temel unsurların tutarlılığının artırılması sağlanmıştır. Görüntülerdeki ön işlemeyle üretilen bu temel unsurların evrişimli sinir ağları ile entegre edilerek kullanılması, ağ performansının ön işlenmiş görüntülerde %86,95'e kadar artırılmasını sağlamıştır.

Anahtar Kelimeler: Melanoma, Konvolüsyonel (Evrişimli) Sinir Ağı, Bulanık Mantık, Derin Öğrenme



ABSTRACT

DESIGN OF EARLY STAGE MELANOMA DETECTING SMART SYSTEM USING IMAGE PROCESSING

ERBAŞ, Ali

Kırıkkale University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electrical - Electronics Engineering, Ph. D. Thesis

Supervisor: Asso. Prof. Dr. Fikret YALÇINKAYA

January 2023, 127 pages

Computer aided diagnostic systems (CADS) are able to diagnose melanoma in its early stages via the ability of capturing the smallest details in the lesion image. Importance of the early diagnosis is to capture the melanoma in its early stages leading to increasing survival rates that is why melanom detection softwares are life-critical. Convolutional neural network (CNN) and related algorithms integrated with CADS are main applications able to detect melanoma with high accuracy, specificity and sensitivity, they are inseperately hardwired with CADS.

In this thesis, fuzzy logic (FL) based image preprocessing software has been developed and integrated with convolutional neural network models; such as, AlexNet, GoogLeNet, Resnet, VGG16, VGG19, Inception, ShuffleNet ve Xception. Preprocessed images via this newly developed software are detected whether they are melanoma or not. The proposed system, holds on to two foundations to achieve high accuracy. The first one is the fuzzy-logic based preprocessing unit, and the second is its integration with deep CNN algorithms. The algorithm developed based on fuzzy logic pre-processes lesion images, and these pre-processed images are interpreted by deep CNN algorithms to determine if the lesion is melanoma or not. Developed preprocessing software with integrated CNN models processes the information and its pixel content based on the whole image presented to the system.

Improving the brightness of the image and masking the degraded area in the image are among the primary pretreatment techniques used in traditional medical image processing applications for melanoma detection. To enhance the brightness of an image using conventional image processing algorithms requires new brightness value of each pixel in the image be multiplied with the same weight-constant. By looking up a previously choosen threshold value, the relevant zone is decided as lesion zone or healthy. Hence a proper lesion mask needs produced. The pre-processing software developed aims to enhance and mask the image by determining an independent weight-variable for each pixel of the image. Also it calculates each pixel of image based on the possibility of being a member of lesion mask. Pre-processing software differs from conventional CADS in macro-level while producing lesion mask and enchancing image and contributing in an innovative way.

Developed FL-based system transforms the lesion image into an equivalent color space channel's components. The lesion zone pixel's enchanced image values are determined by using these channel components data, zone pattern and lesion masking membership possibilities. The improved image is obtained as a result of all these processes submitted as an input to convolutional neural networks. Lesion zone

pixels, their relations with each other, their nutation, dependance to the whole image and consistancy of other fundamental elements which are creating the lesion zone are improved by fuzzy logic. Usage of these fundamental elements created by pre-processing increased the network performance up to 86.95% with integrated CNN.

Key Words: Melanoma, Convolutional Neural Network, Fuzzy Logic, Deep Learning



TEŐEKKÜR

Tezin tüm süreçlerinde benimle konu odaklı paralel çalışan, makale ve tez okuyan ve okumaya zorlayan, öğrenmenin bir ileri düzeyinin özgürlük içinde tartışma ile ancak edinildiğini sürekli hatırlatan tez yöneticisi hocam Sayın Doç. Dr. Fikret YALÇINKAYA'ya teşekkür ederim.



İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET	i
ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR	v
İÇİNDEKİLER	vi
ÇİZELGELER DİZİNİ	xi
ŞEKİLLER DİZİNİ	xii
SİMGELER DİZİNİ	xiv
KISALTMALAR DİZİNİ	xv
1. PROBLEMİN TANIMLANMASI	1
1.1. Literatür Taraması	8
1.1.1. Görüntü Ön İşlemesi Alanında Literatür Taraması Özeti	8
1.1.2. Bilgisayar Destekli Lezyon Tanısı Alanında Literatür Taraması Özeti	17
2. METODOLOJİ	29
2.1. Makine öğrenmesi ve Otomatik Melanoma Tespiti	29
2.1.1. Bulanık Kümeler Kavramı ve Bulanık Mantık	29
2.1.2. Üyelik Fonksiyonları	33
2.2. Makine Öğrenmesi	34
2.2.1. Öğrenme Yöntemleri	34
2.2.1.1. Danışmanlı (Supervised) Öğrenme	34
2.2.1.2. Danışmansız (Unsupervised) Öğrenme	34
2.2.1.3. Destekleyici (Reinforcement) Öğrenme	35
2.2.2. Yapay Sinir Ağlarının Genel Tanımı	35
2.2.3. Yapay Sinir Ağı Mimarisi	36
2.2.3.1. Tek Katmanlı Algılayıcılar (TKA)	38
2.2.3.2. Perceptron Algılayıcı Modeli	38
2.2.3.3. Çok Katmanlı Ağ Modeli	39
2.2.4. Derin Öğrenme Kavramı	39
2.2.4.1. Derin Öğrenme Mimarileri	39
2.2.4.2. Derin Öğrenme Kütüphaneleri	41

2.2.5.	Konvolüsyonel (Evrışimli) Sinir Ağları	41
2.2.6.	Sınıflandırma Metotları	46
2.2.6.1.	k-En Yakın Komşuluk Algoritması (K-Nearest Neighbor Algorithm [K-NN])	46
2.2.6.2.	Karar Ağaçları (Decision Trees)	46
2.2.6.3.	Lojistik Regresyon (Logistic Regression).....	46
2.2.6.4.	Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network [ANN])	46
2.2.6.5.	Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines [SVM]).....	47
2.2.6.6.	Aşırı Öğrenme Makinesi (Extreme Learning Machine [ELM])	47
2.2.7.	Geleneksel ve Modern Yöntemlerin Mukayese Edilmesi	47
2.2.7.1.	Geleneksel Bilgisayarla Görme Teknikleri ile Modern Derin Öğrenme Algoritmalarının Performanslarının Karşılaştırılması	47
2.2.7.1.1.	Geleneksel Görüntü İşlemenin Avantajları ile Geleneksel Yöntemlerin Üstün Yönleri	47
2.2.7.1.2.	Derin Öğrenmenin Geleneksel Yöntemlere Göre Avantajları	48
2.3.	Bilgisayar Destekli Teşhisin Önemi.....	50
2.3.1.	Dermoskopik Öznitelik Çıkarma	51
2.3.1.1.	ABCD Kuralı (ABCD Rule)	51
2.3.1.2.	Örüntü/Desen/Doku Analizi (Pattern Analysis).....	52
2.3.1.3.	Yedi Noktalı Kontrol Listesi (The Seven-Point Checklist)	53
2.3.1.4.	Menzies Yöntemi (The Menzies Method)	53
2.3.1.5.	Üç Noktalı Kontrol Listesi (The Three-Point Checklist)	53
2.3.2.	Üst Düzey Özellikler	53
2.4.	Renk Uzayları.....	54
2.4.1.	RGB Renk Uzayı	54
2.4.2.	HSV Renk Uzayı	55

2.4.3. Diğer renk uzayları	57
2.5. Cilt Lezyonu Görüntüleme Yöntemleri.....	58
2.5.1. Geleneksel Fotoğrafçılık.....	58
2.5.2. Dermoskopik Görüntüleme Teknikleri.....	58
2.5.3. Çoklu Spektral Görüntüleme	59
2.5.4. Ultrasonik Görüntüleme	59
2.5.5. Epilüminesans Mikroskopisi (ELM) Metodu ile Cilt Lezyonlarının Dermoskopik Görüntülenmesi	60
2.6. Görüntü Ön İşleme	61
2.6.1. Melanoma Tanısında Uygulanan Görüntü Ön İşleme Yöntemleri	62
2.6.1.1. Görüntünün İyileştirilmesi (Image Enhancement).....	62
2.6.1.1.1. Görüntünün Ölçeklendirilmesi.....	63
2.6.1.1.2. Renk Uzayı Dönüşümü	63
2.6.1.1.3. Kontrast İyileştirmesi	64
2.6.1.2. Görüntü Restorasyonu.....	64
2.6.1.3. Tüy, Kalem İzi Gibi Unsurların Görüntülerinin Kaldırılması (Hair Removal).....	65
2.7. Görüntü Bileşenleri Matematiksel Çıkarımları	65
2.7.1. Görüntü Bileşenleri Ortalaması	65
2.7.2. Görüntü Entropi Değeri	65
2.8. Cilt Lezyonu Segmentasyonu/Bölütlenmesi	66
2.8.1. Düşük Seviyeli Segmentasyon Teknikleri.....	67
2.8.1.1. Eşikleme	67
2.8.1.1.1. Parlaklık Seviyesine Göre Eşikleme	67
2.8.1.1.2. Bölge (Region) Bazlı Uygulamalar.....	68
2.8.1.1.3. Kenar/Ayrıt (Edge) Temelli Uygulamalar	68
2.8.1.2. Yüksek Seviyeli Segmentasyon Teknikleri	68
2.9. Tanı/Değerlendirme Parametreleri (Evaluation parameters)	69
2.9.1. Duyarlılık (Sensitivity)	70
2.9.2. Özgüllük (Specificity)	70
2.9.3. Doğruluk (Accuracy)	70
2.9.4. AUC	70

2.10. Görüntü İşlemede Karşılaşılan Artefaktlar	71
2.10.1. Düzensiz ve Keskin Lezyon Sınırları	71
2.10.2. Saçla Çevrili Lezyon	71
2.10.3. Çok Renkli Lezyon Görüntüleri	71
2.10.4. Zayıf Aydınlatmalı Lezyon Görüntüleri	71
2.10.5. Lezyon Arasında Sorunsuz Geçiş Sahip Görüntüler	72
2.10.6. Dermoskopik Jel Kabarcıklı Görüntüler.....	72
2.11. Öznitelik Çıkarma (Feature Extraction).....	72
2.12. On-line Melanoma Görüntü Veritabanları	72
3. DERİ VE MELANOM	74
3.1. Deri Yapısı ve Katmanları.....	74
3.1.1. Deri	74
3.1.2. Deri Katmanları Yapısı ve Görevleri.....	75
3.1.2.1. Epidermis Bileşenleri	76
3.1.2.1.1. Keratinositler.....	76
3.1.2.1.2. Melanositler.....	76
3.1.2.1.3. Langerhans Hücreleri	76
3.1.2.2. Dermis Bileşenleri.....	76
3.1.2.2.1. Damar Ağı Sistemi	76
3.1.2.2.2. Kaslar	76
3.1.2.2.3. Sinirler.....	77
3.1.2.2.4. Mast Hücreleri.....	77
3.1.2.3. Subkutan Doku (Yağ)	77
3.2. Melanom.....	77
3.2.1. Melanom Türleri.....	78
3.2.2. Melanom Gelişim / Yayılma Evreleri (Prognoz).....	79
3.2.3. Melanom Erken Tespiti	80
4. KONVOLÜSYONEL YAPAY SİNİR AĞI VE BULANIK MANTIK TEMELLİ MELANOMA TANI SİSTEMİ TASARIMI	81
4.1. Teori ve Yöntemler	88
4.2. Çözüm: Bulanık Mantık Tabanlı Lezyon Görüntüsü Maskeleye ve Görüntü İyileştirme Sistemi Geliştirilmesi	95
4.3. Bulanık Mantık Tabanlı Lezyon Maskeleye ve Görüntü İyileştirme Uygulaması.....	95

4.3.1. Bulanık Mantık Sistem Girişleri	96
4.3.1.1. HSV Görüntü S-Kanalı Veri Matrisi.....	96
4.3.1.2. Merkezi Mesafe Harita Vektörü Matrisi	97
4.3.1.3. Görüntü Entropi Filtre Matrisi	100
4.3.2. Bulanık Mantık Sistemi Çıktıları	102
4.3.2.1. Maske Olasılık Matrisi	102
4.3.2.2. Görüntü İyileştirme Ağırlık Matrisi	102
4.4. Geliştirilen Bulanık Mantık Temelli Sistemin İşleyişi.....	104
4.5. CNN Tabanlı Mimari Sistemin Geliştirilmesi	108
5. TARTIŞMA VE SONUÇLAR	110
5.1. Sonuçlar.....	110
5.2. Tartışma.....	112
KAYNAKLAR	115
ÖZGEÇMİŞ	124
EKLER.....	126
Ek-1: Tezde Geliştirilen Bulanık Mantık Sistemi Kural Tabanı.....	126

ÇİZELGELER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
2.1. Mandani ve TSK metodu avantajları	33
2.2. Tez çalışmasında kullanılan derin öğrenme mimarileri	40
2.3. Literatürde en yaygın kullanılan derin öğrenme kütüphaneleri	41
2.4. En yaygın kullanılan renk uzayları.....	57
2.5. Hastalık tanısı hata matrisi	69
2.6. Test başarısı kriterleri.....	70
2.7. Yaygın melanoma görüntü veri setleri	73
5.1. Sekiz evrişimli ağ üzerinde, ham veriler ile bulanık mantık tabanlı önerilen sistem ile ön işlenmiş verilerin karşılaştırma sonuçları	111

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>ŞEKİL</u>	<u>Sayfa</u>
2.1. Genel bulanık mantık sistemi blok diyagramı.....	32
2.2. Üçgen, yamuk ve çan eğrisi üyelik fonksiyonları	33
2.3.a. Bir yapay sinir ağı nöron modeli.....	37
2.3.b. Bir yapay sinir ağı mimarisi örneği	37
2.4. Konvolüsyonel Sinir Ağı mimarisi	42
2.5. Melanom tanısı için geliştirilen bir konvolüsyonel sinir ağı mimarisi işlem adımları.....	45
2.6. Bir uzman tarafından manuel öznitelik çıkarma temelli sınıflandırma uygulaması ile yapay sinir ağı temelli sınıflandırma mimarisi iş akışı	50
2.7. RGB renk uzayı modeli renk tayfi küpü	55
2.8. HSV renk uzayı modeli renk tayfi silindiri	55
2.9. Geleneksel görüntüleme tekniği ile yakalanmış lezyon görüntüsü.....	59
2.10. Dermoskopik görüntüleme tekniği ile yakalanmış lezyon görüntüsü.....	59
2.11. Cilt kanseri görüntü ön işleme sistemi blok diyagramı.....	62
3.1. Deri yapısı ve katmanları	75
3.2. Melanosit gelişimi ve evrimi.....	78
3.3. Melanom yayılım evreleri	80
4.1. Mamdani tabanlı geliştirilen bulanık mantık sistemi	92
4.2. Bulanık mantık temelli görüntü ön işleme sistemi blok diyagramı	92
4.3. HSV S Kanalı, Entropi Filtre Matrisi ve Mesafe Vektörü Matrisi ile Lezyon Maskesi ve Görüntü İyileştirme Matrisi üyelik fonksiyonları sırasıyla verilmiştir (a), (b), (c), (d), (e).....	93
4.4. Lezyon görüntülerinin geliştirilen bulanık mantık temelli görüntü ön işleme uygulaması aşamaları.....	103
4.5. Orijinal lezyon görüntüsünün RGB renk uzayı görüntüsü ile HSV renk uzayı S kanalı görüntüsü ve HSV S kanalı görüntüsünün piksellerinin S(saturation[doygunluk]) değerleri grafiği.....	105
4.6. Merkezi mesafe harita vektör matrisi değerleri grafiği	105
4.7. Entropi filtresi çıktı görüntüsü ve Entropi filtresi çıktı değerleri grafiği	106
4.8. Orijinal lezyon görüntüsünün (1,1) indisli pikselinin görüntüsü	107

4.9. Maske olasılık matrisi görüntüsü, görüntü iyileştirme matrisi görüntüsü ile maskelenmiş ve iyileştirilmiş görüntü.....	108
4.10. Tam otomatik bir tanı uygulaması blok diyagramı	109
4.11. Geliştirilen bulanık mantık ve CNN temelli melanoma tanı algoritması mimarisi.....	109



SİMGELER DİZİNİ

μ	Üyelik Deęeri
Σ	Toplam Sembolü
*	Konvolüsyon (Evrifim) Operatörü



KISALTMALAR DİZİNİ

BDTS (CADs)	Bilgisayar Destekli Teşhis Sistemi
BM	Bulanık Mantık
ESA (CNN)	Konvolüsyonel(Evrişimli) Sinir Ağı
BDGİS	Bilgisayar Destekli Görüntü İşleme Sistemleri
BDMTS	Bilgisayar Destekli Erken Evre Melanoma Tanı Sistemleri
DVM (SVM)	Destek Vektör Makineleri
GAN	Çekişmeli Üretici Ağ
ANFC	Adaptive Neurofuzzy Sınıflandırıcı
PSO	Parçacık Sürü Optimizasyonu
HLPSO	Hibrit öğrenme PSO Algoritmasını
FA	Ateşböceği Algoritması (Firefly Algorithm)
AI	Yapay Zekâ
FCRN	Evrişimli Artık Ağdan
LICU	Lezyon İndeksi Hesaplama Metriği
R-CNN	Bölge Temelli ESA
FCN	Tam Evrişimli Ağlar
YSA	Yapay Sinir Ağları
ABCD	Asimetri Sınır Renk Boyut Kuralı
MEDS	Melanoma Tanı Sistemi
ROI	Görüntünün İlgilenilen Bölgesi/Hedef Bölge
RGB	Kırmızı Yeşil Mavi Renk Uzayı
HSV	Renk, Doygunluk, Değer Renk Uzayı
YIQ	YIQ Renk Uzayı
GLCM	Gray Level Co-occurrence Matrix
KNN	K-En Yakın Komşuluğu
TSK	Takagi-Sugeno-Kank Bulanık Sistemi
MF	Üyelik Fonksiyonu
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcı
ReLU	Doğrusallaştırılmış Birim
HSI	HSI Renk Uzayı

HSL	HSL Renk Uzayı
CIELAB	CIELAB Renk Uzayı
CIELUV	CIELUV Renk Uzayı
YUV	YUV Renk Uzayı
ELM	Epilüminesans Mikroskopisi
TP	Doğru Pozitif
FP	Yanlış Pozitif
TN	Doğru Negatif
FN	Yanlış Negatif
DL	Derin Öğrenme
ML	Makine Öğrenmesi
NN	Sinir Ağı

1. PROBLEMİN TANIMLANMASI

Kanser terimi vücudun herhangi bir bölümünü etkileyen genel bir hastalık grubunu nitelemektedir. Kanseri tanımlayan başlıca özelliği ise, olağanüstü bir hızla olağan sınırlarının ötesinde büyüebilme yeteneğine haiz ve komşu hücrelere yayılan, diğer dokuları ve organları istila edebilen hücrelerden oluşmasıdır. Bu nedenle anormal bir şekilde büyüyerek dokunun geri kalanını kontrolsüz bir şekilde istila eder ve metastaz nedeniyle ölüme neden olur. Kanser, farklı organ veya dokularla ilişkili çeşitli biçimlere sahiptir. Vücudun herhangi bir yerindeki hücreler kansere dönüşebilir ve vücudun diğer bölgelerine yayılabilir.

Kanser son yıllarda gerek ülkemizde gerekse dünyada en yaygın görülen hastalıklardan birisi olmakla birlikte görülme sıklığı da gün geçtikçe artmaktadır. Günümüzden yarım yüzyıl önce öldürücülük etkisine göre diğer hastalıklarla kıyaslandığında 4. sırada iken, günümüzde 2. sıraya kadar yükselmiştir [1,2].

Dünya Sağlık Örgütü'nün (DSÖ) bir yan kuruluşu olan Uluslararası Kanser Araştırma Ajansı verilerine göre 2020 yılında dünyada 19,3 milyon yeni kanser vakası görülürken, yaklaşık 10 milyon kanser nedeni ölüm gerçekleştiği bildirilmiştir. Ayrıca melanoma kaynaklı 325 bin yeni cilt kanseri vakası tespit edilmiş ve 57 bin ölüm gerçekleşmiştir [3]. Türkiye kanser istatistiklerine göre 234 bin yeni kanser vakası görülmüş ve 126 bin kanser kaynaklı ölüm gerçekleşmiştir. Ayrıca melanomanın neden olduğu 1756 yeni cilt kanseri vakası tespit edilmiş ve 888 ölüm gerçekleşmiştir [4].

Deri kanseri, insan derisinde gelişen ölümcül bir kanser türü olarak nitelendirilebilir. Kanser türleri dikkate alındığında en yaygın olarak görülen türlerin başında %10'u gibi bir oranla yer almakta ve görülme sıklığı ivmeli olarak artmaktadır [1,4].

Deri kanseri türlerinden birisi ise melanomdur. Melanom, melanositlerin (cilde ten rengini veya kahverengi rengini veren hücreler) kontrolsüzce çoğalmalarıyla gelişen bir cilt kanseri türüdür. Melanom, deri kanseri türleri arasında oldukça nadir görülme sıklığına tekabül eden %5 gibi dar bir bantta yer almakla birlikte yüksek metastaz

oluřturma kapasitesi nedeniyle deri kanserlerine baęlı 6l6mlerin %95'i gibi neredeyse t6m bandını iřgal etmektedir. Buradan da anlařılabileceęi 6zere melanom daha tehlikelidir 6nk6n6 erken evrede yakalanıp tedavi edilmezse v6cudun dięer b6lgelerine yayılma olasılıęı 6ok daha y6ksektir [1].

Kanser, farklı organ veya dokuların niteliklerine baęlı olarak 6eřitli t6rlerde geliřmektedir. Kanserli h6creler, anormal bir řekilde b6y6mekte ve dokunun geri kalanını kontrols6z bir řekilde istila ederek t6m v6cuda yayılan metastaz nedeniyle 6l6me neden olmaktadır [1]. Cilt kanseri ise 6l6mc6l bir kanser t6r6 olarak insan derisinde bulunur ve geliřir. Melanoma ise cilt dokusunda bulunan mevcut melanositlerin yoęunluęuna ve miktarına baęlı olarak, kontrols6z bir řekilde b6y6yebilir [5]. İstatistikler, melanom insidansının toplam cilt kanseri sayısının sadece %1'i civarında olduęunu g6sterse de, cilt kanseri kaynaklı 6l6mlerin bařlıca nedenidir. Beklenen hayatta kalma oranı normal řartlar altında beř yıl olarak 6ng6r6lmektedir. Ancak uzak dokulara yayılma eęiliminin y6ksek olması, erken tespitinin ne derece 6nemli olduęunu g6stermektedir. Erken teřhis, melanom vakalarından kaynaklanan 6l6m oranlarında hayat kurtarıcı rol 6stlenmektedir [6]. Erken teřhis, hastalıkla zamanında m6cadele etme fırsatıdır ve hayat kurtarmak i6in daha fazla tedavi se6eneęini test etme řansı verir.

Cilt ve lezyon benzerlikleri nedeniyle uzmanlar tarafından g6rsel muayene hatalarına maruz kalınabilir, hatta uzmanların klinik deneyimsizlięinden dolayı hastalar yanlış tanılanabilir veya tanısız kalabilir. Dermatologların g6rsel muayene doęruluk oranı sadece %60 civarındayken, yenilik6i tıbbi enstr6mantasyon ve yazılım destek sistemleri sayesinde bilgisayar destekli g6r6nt6 iřleme algoritmaları ile desteklenen yazılımlar aracılıęıyla cilt lezyonlarının teřhisi olduk6a y6ksektir [6].

Medikal lezyon g6r6nt6lerinin kritik 6nemi, piksel d6zeyinde bilgi kapasitesine sahip olmaları ve lezyonların 6st d6zey 6z-niteliklerini oluřturmalarından kaynaklanmaktadır. Ancak g6r6nt6lerin karmařık yapısının, tıp uzmanı kullanıcıların s6bjektif manuel tanı sistemleri ile her bir piksel i6in ayrı ayrı analiz edilebilmesinin olanaksız olması nedeniyle, klinik olarak yeterli ve tatmin edici sonu6lar saęlamayabilir. Bu eksiklięin giderilmesi adına bilgisayar destekli tanı sistemlerinden yararlanılır. Bilgisayar destekli tanı sistemleri her bir pikselin tařıdıęı bilgiyi ayrı ayrı, belirli bir grubu veya t6m6n6 inceleyebilecek niteliktedirler [7].

Konvansiyonel melanoma tanı süreci; görsel tarama, dermoskopik analiz ve zamana bağlı bir histopatolojik inceleme olmak üzere üç aşamada gerçekleşmektedir. Bu sürecin uzaması ya da hatalı tanı konulması durumunda melanoma tüm vücuda yayılabilir ve hastanın sağlığı büyük ölçüde bozulabilir [8].

Klinik olarak kullanılan dermoskopi yönteminde, pigmente lezyonların morfolojik yapıları görselleştirilir ve tıp personeli tarafından bu yapılar incelenir. İnsanın sınırlı görme kapasitesi, dokulardaki morfolojik yapılardan kaynaklanan görsel benzerliklerle bütünleşirse daha yüksek düzeyde hatalara ve belirsizliklere yol açar. Lezyon boyutlarının değişkenliği - değişken çaplar, lezyonun farklı renk ve şekli, asimetrik lezyonların sonucu olarak sınır düzensizlikleri, saç veya yaralar gibi bileşenlerin varlığı, zayıf kontrast nedeniyle normal cilt ve lezyon arasında benzerlikler ile tıp personelinin yeterli pratik eğitime sahip olmaması hatalı tanı konulmasında etken olan kritik nedenlerdir [9]. Tüm bu olumsuzlukları ortadan kaldıracak nitelikte olan Yapay Zekâ veya Derin Sinir Ağları tabanlı otomatik melanoma tespiti, melanomu mümkün olduğunca erken teşhis edebilen yeni bir tanı tekniğidir. Ancak kesin tanı konulması adına cilt kanseri olduğundan şüphelenilen örneklerin histopatolojik incelemesi gerekir [10].

Dermoskopi görüntülerinden melanoma tanıma sistemlerinin karşılaştıkları zorlukların başlıca nedenlerinden birisi lezyon bölgesinin hatalı bir şekilde segmentlere ayrıştırılmasıdır. Bunun altında yatan önemli unsur, melanom ve melanom olmayan lezyon görüntüleri arasındaki yüksek derecede görsel benzerliklerin sebep olduğu cilt lezyonu ve normal cilt bölgeleri arasındaki düşük kontrasttır [11]. Lezyonun doğru segmentasyonu hem geleneksel hem de otomatik tanıma sistemlerinde başlıca bir sorundur. Cilt özellikleri, hastadan hastaya değişen çeşitli görünüm ve koşullara sahiptir. Cilt koşullarını belirleyen bazı önemli değişkenler; cilt rengi, cilt dokusu, kan damarları ve dağılımları, yara izleri, kıl ve kökleridir. Lezyonun akıllıca bölümlere ayrılması durumunda bu ana değişkenler ve koşullar, algılama algoritmasını ve sınıflandırma performansını ciddi şekilde etkileme potansiyeline sahiptir [12]. Lezyon olan bölgenin maskelenerek lezyon içermeyen bölgelerden ayrıştırılması, gereksiz bilgilerin sisteme aktarılmasını engellemekte ve sistemin daha kararlı ve hızlı çalışmasına imkân vermektedir [13].

Tam otomatik segmentasyon yöntemlerinde, ilgilenilen bölgeyi doğru bir şekilde belirlemek için her bir pikselin görüntüsünün klinik anlamda incelemesi gerekir.

Keskin sınırlara sahip olmayan lezyon ve sağlıklı cilt bölgelerinin, tam otomatik segmentasyon yöntemleriyle son derece hassas şekilde ayırt edilmesi oldukça zordur [14]. Buradaki önemli zorluk, görüntünün iki bölümünün ayırt edilmesi ile sınırların düzensizliklerinden kaynaklanmaktadır. Sağlıklı doğal deriye sahip kısmı ile tümör arasında sınır olarak değerlendirilebilen belirgin renk farklılıklarının var olmaması en temel nedenlerden biridir. Bu zorluk, melanomun erken evre tespiti ve teşhisi için oldukça yüksek riskler yaratır [15]. Bu kritik zorlukların üstesinden gelmek için manuel olarak kontrol edilen klinik geleneksel uygulamaların kullanımı yeterli değildir. Bu gibi durumlarda, tüm piksellerin hiyerarşik özellikleri dikkate alınarak karar verilmesi gerekir. Böylece görsel olarak tespit edilemeyecek seviyedeki renk değişimleri bilgisayar destekli tanı sistemleri tarafından kolaylıkla algılanabilir [7,16].

Görüntü analizi söz konusu olduğunda, görüntülerin çözünürlüğü ile birlikte kalitesi de önemli bir parametre haline gelir. Olumsuz etkilerin var olduğu düşük kaliteli görüntülerde mikro seviyedeki yapılar doğru şekilde algılanamaz. Görüntü üzerindeki gürültü, bulanıklık ve aydınlatma eşitsizliği gibi bozucu etkenlerin mümkün olduğunca giderilmesi bilgisayar destekli tanı sistemlerinin performansını artıracaktır. Bu nedenle gürültü, bulanıklık ve aydınlatma eşitsizliği gibi bozucu etkilerin, daha iyi sınıflandırma performansı elde etmek için sinyal işleme dayalı görüntü iyileştirme tekniklerinden faydalanarak iyileştirilmesi ve bu iyileştirilmiş görüntüdeki yüksek öneme sahip verilerin saflaştırılarak tespit edilmesi gerekir. Bu değerli bilgiler, görüntüdeki piksellerin entropi değerlerinin hesaplanması gibi başlıca uygulamalar sonucunda ilgili parametrelerden elde edilir [17].

Görüntünün yakalanması, kaydedilmesi, sıkıştırılması, yeniden boyutlandırılması dönüştürülmesi gibi süreçlerde görüntü kalitesinde kayıp oluşabilir. İşlenen görüntülerin sınıflandırma başarılarının artırılması adına, görüntüleri sınıflandıran ağlara sunmadan önce, bazı tekniklerle sayısallaştırılması sürecinin iyileştirilmesi gerekir. Bunun nedeni, ağın sınıflandırma performansı ile segmentasyon doğruluğunun, görüntü elde etmek için kullanılan lezyon görüntünün yakalanmasından kaydedilmesine kadar geçen süreçlerdeki sinyal işleme yöntemlerine doğrudan bağlı olmasıdır. Bu tür sınırlamalarla görüntülerden alınacak sinyalin kalitesini artırmak için ön işleme uygulamaları gereklidir [18].

Bir görüntünün yakalanmasının en önemli parametrelerinden birisi ışık kaynağıdır. Işık kaynağı olmadan görüntü yakalanamaz. Yeteri düzeyde güçlü aydınlatma sağlamayan yetersiz nitelikte ışık kaynakları başlıca nedeni olmak üzere; homojen aydınlatma sağlamayan, istenmeyen dalga boylarında ışımaya yapan uygunsuz ışık kaynakları ile yakalanan görüntülerde istenmeyen artefaktlar oluşur. Zayıf ve kalitesiz aydınlatma koşulları altında yakalanan görüntülerde var olan düşük kontrast, düşük parlaklık, renk bozulması ve dar bir gri aralık gibi bazı özel türdeki olumsuzluklar, dermoskop harici konvansiyonel kameralar ile yakalanan görüntülerde yaygın olarak karşılaşılan olumsuz bir etkidir. Görüntü üzerindeki gürültü seviyesinin etkisi de dikkate alındığında, karşılaşılan tüm bu olumsuzluklar insan gözünün görsel algılama sistemi başarımını etkilediği gibi bilgisayarlı yapay görme sistemlerinin performansını da etkileme potansiyeline sahiptir. Bu nedenle görüntüleri ve diğer görsel efektlerini iyileştirmek için öncelikle düşük ışık yoğunluğuna dayalı görüntü iyileştirme işlemi olmak üzere görüntü iyileştirme yöntemleri önerilir. Görüntü üzerindeki düşük aydınlatma tekniklerini iyileştirmek için kullanılan algoritmalar yaygın olanları gri dönüştürme, histogram eşitleme ve makine öğrenmesi temelli metotlardır. Görüntüleri oluşturan piksellerin entropi değerleri gerek düşük ışık yoğunluğunda yakalanmış olsun gerekse optimum yoğunlukta yakalanmış olsun normalize edildiğinde değişmemesi sayesinde farklı ışık kaynakları ile alınan aynı lezyon görüntülerinin üzerindeki etkiyi büyük ölçüde ortadan kaldırır [13].

Görüntü kalitesi aynı zamanda segmentasyon işleminin hassasiyetini ve doğruluğunu artırmaktadır. Segmentasyon işleminin hassasiyeti, özellikle tıbbi görüntülerde düşük kontrast, gürültü, eşit olmayan aydınlatma ve karanlık kaynaklı temel dört faktörden kaynaklanan bazı zorluklarla karşılaşmaktadır. Tüm işleme seviyeleri için (ön işleme, işleme ve işlem sonrası aşamalar) görüntü kalitesinin bozulmasına uygulanabilir görüntü iyileştirme teknikleri segmentasyon başarısında kritik öneme sahiptir. CNN çeşitli uygulamalarda kullanılmaktadır; ancak tıbbi alan analizindeki rolü, özellikle görüntü sınıflandırması, segmentasyon ve nesne tespiti söz konusu olduğunda, vazgeçilemez bir hal almıştır. Görüntü kalitesi, CNN ağlarının sınıflandırma ve segmentasyon doğruluğu olan iki başarımını etkileyen ve sonuç olarak teşhis güvenliğine doğrudan etkisi olan önemli bir unsurdur. CNN modelinden bağımsız

olarak, gürültü ve bulanıklık, sergilenen kısmi yanlılık nedeniyle piksel sınıflandırma doğruluğunu azaltır [19].

Görüntülerin segmentasyonu için piksel düzeyinde çalışıldığında görüntülerdeki artefaktlar oldukça önemli bir hal almaktadır. Artefaktların azaltılması amacıyla görüntülere ön işlemler uygulanabilir. Bunu yapmak için, lezyon bölgesi bölütleme maskesi üretebilen görüntü işleme gerçekleştirilir. Bu nedenle CNN, nispeten daha az ön işleme algoritması gerektiren bu tür amaçlar için pratik olarak kullanılabilir bir araç olarak önerilmektedir [20, 21].

Melanomun erken evrelerinde tanılanmasında uzmanlara yardımcı olmak için bilgisayar tabanlı görüntü işleme modelleri geliştirilmiştir. Lezyon görüntülerinin bilgisayar tabanlı otomatik tanınması; ön işleme, lezyon segmentasyonu, özellik çıkarma ve son olarak sınıflandırma olmak üzere dört adımda gerçekleşir. Lezyon segmentasyonu, temel bir süreç olarak, melanom varlığının erken evrelerinde belirlenmesine etkili bir şekilde yardımcı olur. Ancak lezyon görüntüsünün zayıf kontrastı, lezyon görüntüsünü komşu doku hücrelerinden ayırt etmede yüksek düzeyde zorluk yaratır. Hava kabarcıklarının, saçın, cetvel işaretinin, kan damarının ve renk aydınlatmasının varlığı, algılama sistemi üzerindeki kısıtlamalara neden olur ve cilt lezyon görüntülerini segmentlere ayırmak için zorluklar ortaya çıkarır [22].

Melanoma ve diğer cilt kanserlerinin bilgisayar destekli tanı tahmininde kullanılan görüntü ön işleme, sistem başarısını artırmasında önemli bir adımdır. Görüntü ön işleminin uygun bir nitelikte gerçekleştirilmesi, tüm sınıflandırma işleminin doğruluğunun artırılmasını sağlar. Görüntü ön işleminin temel amacı, daha sonraki işlemler için görüntünün arka planındaki ilgisiz bileşenlerin kaldırılması, görüntü üzerinde iyileştirmeler yapılarak önemli veri taşıyan bölgelerin daha anlamlı hale getirilmesi ve benzeri işlemlerdir. En yaygın olarak kullanılan metotları ise görüntülerin dönüştürülmesi ve gereksiz verilerin maskelenmesidir [23].

HSV uzayının insan sezgisiyle iyi uyuma sahip olması ile segmentasyon ve tanıma işlemleri için S kanalı gibi bir renk kanalının kullanılabilmesine imkân vermesi diğer renk uzaylarına göre önemli avantajdır. H - S kanalı renk düzleminin, biyolojik nesnelere tanınması için uygulandığı çoğu durumda, nesnelere üzerindeki ton, gölgeler, gölgeleme ve açık tonlar gibi bağımsız veriler kolaylıkla elde edilebilir [24]. Melanoma tanısı konulmasında yararlanılan ABCD metodu, patern analizi gibi metotların temelinde ise lezyon görüntüsünden çıkarılabilecek renk ve doku gibi

görüntü özellikleri önemli bir yer tutmaktadır. Yine bu tanı metotları insan görsel sistemiyle lezyon görüntüleri analiz edilerek geliştirilmiştir. HSV renk uzayının sahip olduğu renk özelliklerinin RGB renk uzayına göre insan tarafından daha kolay ayırt edilmesine imkân sağlamıştır. Temelinde insan görsel sistemine bağlı olan lezyon tanı metotlarının değerlendirilmesinde HSV renk uzayı formatındaki görüntülerin kullanılması, lezyon görüntülerinin taşıdığı önemli bilgilerin insan görsel sistemini taklit ederek derin öğrenme algoritmaları tarafından algılamasını, böylece RGB renk uzayına sahip görüntülerdeki yaşanan kayıpların önüne geçilmesini sağlar [18,24].

Mesafe haritası metodu ile birbirleri ile sınır düzensizliğine sahip veya keskin sınırları olmayan nesnelerin görüntülerinin bölgelere göre bölütlenmesi, mesafe dönüşümünün önemli bir uygulamasıdır [25]. Lezyonlar ve cilt arasındaki düşük kontrast, melanom ve melanom olmayan lezyonlar arasındaki görsel benzerlik gibi sınır düzensizlikleri ve benzeri koşullara sahip deri lezyonu görüntüsünün olasılık haritaları bilgisayar destekli tanı sistemleri içinde faydalı bilgiler sağlamaktadır [11]. Bu metotlarda cilt lezyonlarının kaba olasılıklarının tespiti için her pikselin önemini temsil eden bir mesafe haritası kullanır ve böylece sistemlerin başarısı artırılabilir [11]. Mesafe dönüşümü, genel anlamda ikili bir görüntüdeki tüm arka plan noktalarının en yakın ilgi noktasına (region of interest[ROI]) olan mesafesini belirlemek için kullanılan bir görüntü işleme tekniğidir. En yaygın olarak ise kullanılan türü Öklid mesafe dönüşümleri temelli geliştirilen algoritmalarıdır [25].

Örüntü analizi metodu, melanoma tanısında tıp uzmanları tarafından yaygın olarak kullanılır. İlgili lezyon görüntüsünün tanısında dikkate alınan başlıca düzensiz desen türleri tıp uzmanları tarafından yorumlanır, değerlendirilir ve ardından lezyon tanısı konulur [26]. Doku örüntüsü analizi, bilgisayar destekli görüntü işleme sistemlerinde bir görüntünün algılanan dokusunun analiz edilmesi veya algılanması için yararlanılan bir metottur. Görüntü örüntüsü, bir görüntüdeki veya görüntünün seçilen bölgesindeki renk ve yoğunlukların dağılımı hakkında bilgi içerir [27]. Bu teknikte örüntü analiz edilir, farklı dokular ile bu dokuların dağılımı belirlenir, ilgili dokulardan anlamlı bilgiler elde edilir ve tanı konulur. Doku analizi metodunda entropi ve piksel aralığı gibi yerel istatistiksel ölçütler kullanarak sınıflandırma gerçekleştirir [28].

Dođru ve hassas cilt lezyonu segmentasyonu için bilgisayar tabanlı tanı yöntemleri gereklidir. Ancak bazen segmentasyon yöntemleri beklenenden daha zayıf performans gösterir. Bu düşük seviye performansın nedenleri lezyonların bulanık sınırları, homojen yapı, aydınlatmanın tekdüzeliđi, düşük seviye görüntü kontrastı, arka plan efektleri, homojen olmayan dokular ve/veya artefaktlar olarak sıralanabilir. Buradaki olumsuzlukların ön işleme yöntemleri ile giderilmesi segmentasyon ve sınıflandırma başarısını artıracaktır. Gerek segmentasyon, gerekse sınıflandırma algoritmalarında başarı oranının artırılmasında ön işleme yapılmasının fayda sağladığı görülmektedir [23]. Elde edilen veriler doğrultusunda görüntülerin ön işlenmesi adımlarından maskeleme ve görüntülerin iyileştirilmesi bulanık mantık temelli algoritmalarla gerçekleştirilmiştir.

Bu tez çalışmasında, gerek dünyada gerekse ülkemizde ciddi oranda artan melanoma vakalarının bilgisayar destekli tanı sistemleri (BDTS) yardımıyla tanısı üzerine çalışılmıştır. Geliştirilen BDTS öncelikle ön işlemler yaparak bulanık mantık temelli sistemin ihtiyaç duyduğu input/giriş üyelik (membership) fonksiyonlarını üretmektedir. Ön işlemlerin çıktısı, bulanık mantık temelli görüntü ön işleme sistemi üyelik fonksiyonlarına aktarılmıştır. Bulanık mantık temelli sistemin çıktısından elde edilen sonuçlar ise derin ağlar olan AlexNet, Inception, Exception, VGG16 ve benzerlerine input olarak verilmiş, ilgili ağların ürettikleri sonuçlara göre verilen lezyon girdi görüntüsü tanılanmış ve verilen lezyon görüntülerine göre ağların elde ettiği başarımlar karşılaştırılmıştır.

1.1. Literatür Taraması

Literatür taraması sonucunda, tez konusu olan Bilgisayar Destekli Erken Evre Melanoma Tanı Sistemleri çalışmaları arasında bu tez çalışması ile en ilintili olduğu / örtüştüğü düşünülen çalışmalar literatürde tespit edilmiştir.

1.1.1. Görüntü Ön İşlemesi Alanında Literatür Taraması Özeti

Görüntü ön işlemesi alanında “görüntü ön işleme (image pre-processing)” ve “melanom(melanoma)” anahtar kelimeleri, “and” ve “or” bağlaçları ile online literatürde yapılan araştırmalar sonucunda bu tezin genel hatları ile örtüşen/en ilintili olan literatür özeti aşağıda verilmiştir.

Joseph ve Olugbara (2022)'ya göre, günümüzde mevcut bilgisayar destekli segmentasyon yöntemlerinin çoğu sınır düzensizliği, gürültü, parlaklık gibi özelliklere sahip dermoskopik görüntülerde zayıf performans gösterme eğilimindedir. Cilt lezyonlarının segmentasyonu, bu istenmeyen özelliklerden kaynaklı olarak görüntü ön işleme yöntemlerine büyük ölçüde bağımlıdır. Çalışmalarında artefaktların kaldırılması amaçlı morfolojik işlemler, eşikleme, bottom-hat filtresi, DullRazor uygulaması ile görüntünün iyileştirilmesi amaçlı adaptif histogram eşitleme, kontrast sınırlamalı adaptif renk iyileştirmesi gibi tekniklerinden yararlanmışlar ve görüntü ön işlemenin, önerilen kontrast histogramı kümelemesi ile OTSU eşikleme temelli cilt lezyonları segmentasyon yöntemlerinin performansı üzerindeki etkilerini araştırmışlardır [29].

Vocaturu, Zumpano ve Veltri (2018) çalışmalarında, ölümcül bir cilt kanseri türü olan melanomun dermoskopik görüntülerin bilgisayar destekli teşhisinin, doktorların bir cilt lezyonunun iyi huylu bir ben mi yoksa kötü huylu bir melanom mu olduğuna karar vermesine yardımcı olmak için geçerli bir "ikinci görüş" sağladığını belirtmişlerdir. Teşhiste hata oranını azaltmak için etkili tespit yöntemlerinin belirlenmesinin ise çok önemli bir zorluk olduğuna değinmişlerdir. Bilgisayarlı görü sistemlerinin temel adımlarından en önemlisi olan görüntü ön işlemenin ilk aşamasının, cilt görüntülerinin arka planındaki gürültünün ve alakasız parçaların ortadan kaldırılması olduğunu, bunun görüntü kalitesini iyileştirmek için temel bir rol oynaması nedeniyle, cilt kanseri görüntülerinde kullanılabilecek ön işleme yaklaşımlarını incelemişlerdir [30].

Zanddizari, Nguyen ve Zeinali (2021), deri lezyonlarının, dünya çapında hastaların hayatını tehlikeye attığını, dermoskopik görüntülerde hastalığın erken tespiti hayatta kalma oranını önemli ölçüde artırabildiğine değinmişlerdir. Hastalığın doğru tespitinin zor olmasını sağlayan nedenlerin en yaygın örneklerinin ise farklı hastalık sınıfları arasındaki görsel benzerlik (melanom ve melanom olmayan lezyonlar), lezyonlar ve cilt arasındaki düşük kontrast, arka plan gürültüsü ve artefaktlar olduğunu, konvolüsyonel sinir ağlarına (CNN) dayalı makine öğrenimi modellerinin, geleneksel makine öğrenimi yöntemlerine kıyasla lezyon hastalıklarının yüksek doğrulukla otomatik olarak tanınması için yaygın olarak kullanılmakta olduğunu belirtmişlerdir. Araştırmalarında ise cilt lezyonu veri seti bileşenlerinin, ROI bölgesinin haricindeki bölgeleri maskelemek için CNN temelli yeni bir uygulama

önermişler ve uygulama ile maskelenmiş veri seti oluşturmuşlardır. CNN sınıflandırıcılarının performansını ham/işlenmemiş ve ön işleme yapılmış görüntüleri içeren iki veri kümesiyle karşılaştırmışlar, ham verilere göre ön işlenmiş görüntülerin CNN modellerini eğitmenin doğruluğunu artırabileceğini göstermişlerdir. Ayrıca sınıflandırıcıların değerlendirme ve eğitim sürelerini de önemli ölçüde azalttığını belirtmişlerdir [31].

Vasuki, Kanimozhi ve Devi (2017)'ye göre görüntü iyileştirme, dijital görüntü işlemede en karmaşık ve en önemli görevlerdendir. Görüntülerden edinilecek bilgilerin kalitesinin iyileştirilmesinde görüntü iyileştirme tekniklerinin kullanıldığını, özellikle tıbbi görüntüleme radyografi, MR, nükleer tıp, ultrasonik görüntüleme, tomografi, kardiyografi, fundus ve dermoskopi görüntüleri gibi uygulamaların çoğunda kullanıldığını belirtmişlerdir. Kontrast ve görüntü kalitesinin, tıbbi görüntüleme en önemli sorunlardan olduğunu, görüntü iyileştirmenin, görüntüyü insan algısı veya makine analizi için netleştirdiğini ve görüntü iyileştirme işleminin, nesnelere basit ve verimli bir şekilde algılanması için ilgili özelliklerini vurgulayabildiğini belirtmişler ve literatürde yer edinen metotları özetlemişlerdir [32].

Hoshyar, Al-Jumaily ve Hoshyar (2014)'a göre, cilt kanserinin otomatik teşhisi tıbbi görüntü işlemedeki en zorlu sorunlardan biridir. Doktorların bir cilt melanomunun iyi huylu mu yoksa kötü huylu mu olduğuna karar vermesine yardımcı olur. Bu nedenle, hata oranını azaltmak için daha etkili tespit yöntemlerinin belirlenmesi, araştırmacılar arasında hayati bir konudur. Ön işleme, cilt görüntülerinin arka planındaki alakasız gürültüleri ve istenmeyen kısımları ortadan kaldırarak görüntülerin kalitesini iyileştirmek için algılamanın ilk aşamasıdır. Yaptıkları çalışmanın hedefinin cilt kanseri görüntülerinde kullanılacak ön işleme yaklaşımlarını bir araya getiren bir araştırma yaparak, araştırmacılar için otomatik cilt kanseri tespitlerinde iyi bir başlangıç sağlamak olduğunu belirtmişlerdir [33].

Malik vd. (2022)'ne göre, tıbbi görüntüleme hızla ilerlemeler ve otonom algoritmaların artan gerekliliği, segmentasyon ve sınıflandırma gibi görevleri gerçekleştirmek için verimli modeller gerektirir. Ancak bu modeller kullanılırken veri kümelerinin görüntü kalitesine önemli bir bağımlılık vardır ve görüntü analizinin başarısının artırılmasında veri kümelerini geliştirmeye yönelik iyileştirmeler kaydedilmiştir. Ek olarak makine öğrenmesi ve derin öğrenmeden bu alanda geniş ölçüde yararlanılmaktadır. Bu ileri tekniklerin ortaya çıkışından sonra, görüntü ön

işleme tekniklerinin segmentasyon görevlerinde geniş uygulanabilirliğini gösteren önemli çalışmalara gereksinim olduğunu belirtmişlerdir. Çalışmalarında yapay arı kolonisi algoritması (ABC) temelli hedef bölgesi (ROI) kontrast iyileştirme uygulaması geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri ön işleme tekniklerini uyguladıkları veri setleriyle, orijinal veri setleri segmentasyon sonuçları kıyaslandığında, ön işleme algoritmalarının segmentasyon verimliliğini artırdığını doğrulamışlardır [34].

Perumal ve Velmurugan (2018)'a göre, tıbbi görüntüler pek çok ilgisiz ve istenmeyen kısım içermektedir. Bir görüntüdeki bu tür rahatsız edici kısımları ortadan kaldırmak, özellikle hastalıkların tanınmasından önce görüntülerin daha iyi analiz edilebilmesi için görüntü ön işleme tekniklerine ihtiyaç duyulmaktadır. Gerçekleştirdikleri çalışmanın temel amacı; yeniden boyutlandırma, gri seviyeli görüntüye dönüşümü, kontrast iyileştirme ve filtreleme ön işleme tekniklerini kullanarak görüntülerin kalitesinin artırılmasıdır. Filtreleme, gürültü giderme ve kontrast iyileştirme yöntemleri uygulanarak görüntü kalitesinin artırılması sağlanmıştır [35].

Reshma ve Shan (2018)'a göre, bilgisayar destekli teşhis sistemleri (CADs) insan algısına kıyasla, cilt kanseri tespiti için dermoskopik görüntülerin analizinde oldukça başarılı sonuçlar üretmektedir, bunun içinse dermoskopik görüntülerde görüntü iyileştirmeye ihtiyaç duymaktadır. Geleneksel görüntü iyileştirme yöntemlerinin, görüntüler arasındaki kontrast ilişkisini tanımlamada başarısız olduğunu, melanom klinik analizi için dermoskopik görüntülerde ışık etkilerini ortadan kaldırmak için optimize edilmiş bir görüntü iyileştirme algoritması önermişlerdir. Geliştirdikleri algoritma ile kontrast iyileştirme, adaptif histogram eşitleme, kontrast sınırlamalı histogram eşitleme bilateral filtreleme gibi geleneksel metotları karşılaştırmışlardır [36].

Görüntünün iyileştirilmesi ve görüntüdeki sağlıklı cilt dokusunun maskelenmesi üzerine yapılan literatür özeti aşağıda verilmiştir.

Cherepkova ve Hardeberg (2018)'e göre görüntü teşhis algoritmalarının tıbbi görüntüleme alanında doktorlara yardımcı olmak üzere uygulanması büyük ilgi görmektedir. Çalışmalarında cilt kanseri tespiti için önerilen otomatik lezyon sınıflandırma algoritmasının performans analizi yapılmıştır. Orijinal lezyon görüntülerinin zenginleştirilmesi ve renk düzeltilmesinin, otomatik sınıflandırma ve görsel muhakeme sürecinde ilerideki kanser tespiti üzerinde olumlu bir etkiye sahip olduğu belirtilmiştir. Ayrıca parlaklık iyileştirme, kontrast iyileştirme, histogram

eşitleme, beyaz dengesi gibi farklı görüntü iyileştirme ve renk düzeltme yöntemlerinin, dermoskopi görüntüleri veri seti üzerinde test edilen önceden eğitilmiş bir CNN tabanlı tanı algoritmasının melanom tanı sonuçlarının etkinliği üzerindeki etkisini incelemiştir [37].

Hemalatha vd. (2017)'ne göre cilt kanseri, derideki hücrelerin kontrolsüz büyümesi olarak tanımlanır. Malign melanom ise, melanin pigmentleri üreten melanositlerin anormal büyümesi nedeniyle oluşan bir cilt kanseri türüdür. Çalışmalarının ana amacı, lezyon görüntüleri veri tabanından malign melanom görüntülerinin iyileştirilmesi için ön işleme tekniklerinin analiz edilmesidir. Görüntüdeki piksellerin iyileştirilmesi için histogram eşitleme, uyarlamalı histogram eşitleme, kontrast germe ve keskin olmayan maskeleye gibi görüntü iyileştirme teknikleri ile görüntüdeki istenmeyen ayrıntıların maskelenmesi için medyan, uyarlamalı medyan, Gaussian ve Wiener gibi farklı filtrelerin kullanıldığı filtreleme tekniği karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Elde edilen sonuçlardan, malign melanom görüntülerinde iyileştirme ve filtreleme yöntemlerinin karşılaştırmalı bir çalışması yapılmıştır [38].

Kaur, GholamHosseini ve Sinha (2022)'ya göre, dermoskopik görüntülerde cilt kanseri görüntüsünün tanısı amaçlı yüksek verimli bilgisayarlı teşhis sistemlerinin tasarlanmasında ön işleme, temel ancak zorlu bir görevdir. Dermoskopik görüntülerdeki saç çizgilerinin varlığı ile cilt görüntülerinin zayıf çözünürlüğü, otomatik kanser sınıflandırması için özelliklerin doğru bir şekilde tanımlanmasında önemli bir sorun teşkil etmektedir. Bu sorunların çözümü adına görüntülerin yoğunluk seviyelerinin ayarlanmasında, RGB'den CEILAB renk uzayına dönüşüm, morfolojik kapatma ve dilasyon işlemleri kullanılarak saç çizgilerini oluşturan piksellerinin tespit edilmesi sağlanmıştır. İlgili piksellerin olduğu bölgelerin yeniden oluşturulması, saç çizgilerinin ortadan kaldırılması ve yüksek önemli bilgi kaybını azaltmak amacıyla dermoskopi görüntülerinin çözünürlüğünü artırmak için evrişimli sinir ağı kullanılmıştır. Önerilen yöntemlerin değerlendirilmesi, halka açık veri seti kullanılarak yapılmıştır. Sonuç olarak, önerilen yöntemlerin bir teşhis sistemi geliştirmede ön işleme aşamasının bir parçası olarak kullanılabilirliği belirtilmiştir [39].

Maini ve Aggarwal(2010)'a göre, dijital görüntü geliştirme teknikleri, görüntülerin görsel kalitesini iyileştirmek için çok sayıda seçenek sunar. Bu tür tekniklerin uygun seçimi, görüntüleme yöntemi ve görüntüleme koşullarından büyük ölçüde etkilenir.

Çalışmalarında, görüntü iyileştirme için yaygın olarak kullanılan algoritmalarla birlikte temel kavramlara genel bir bakış sağlanmıştır [40].

Guo, Li ve Ling (2016)'e göre, düşük ışık koşullarında görüntüler yakalandığında, görüntüler genellikle düşük görünürlükten olumsuz etkilenmektedir. Bu düşük kalite, görüntülerin görsel estetiğini bozmanın yanı sıra, öncelikle yüksek kaliteli girdiler için tasarlanmış birçok bilgisayarlı görme algoritmasının performansını da önemli ölçüde bozabilir. Çalışmalarında basit ama etkili bir düşük parlaklığa sahip görüntülerde iyileştirme yöntemi önerilmiştir. Önerilen bu sistemde, her bir pikselin parlaklığı, R, G ve B kanallarında maksimum değer bulunarak ayrı ayrı tahmin edilmiştir. Geliştirilen modelin etkinliğini, iyileştirme kalitesini ve verimliliği ortaya çıkarmak açısından düşük parlaklığa sahip bir dizi görüntü üzerinde deneyler yapılmıştır [41].

Munadi, Muchtar, Maulina ve Pradhan (2020)'e göre, derin öğrenme tekniklerini tıbbi görüntülere uygulayarak teşhisin otomatikleştirilmesi konusunda önemli çalışmalar yapılmaktadır. Derin öğrenme birçok alanda ümit verici sonuçlar vermiş olsa da kapsamlı tüberküloz teşhis çalışmalarında sınırlı kalmaktadır. Derin öğrenme, daha iyi performans elde etmek için çok sayıda yüksek kaliteli eğitim örneği gerektirir. Göğüs röntgeni görüntülerinin düşük kontrastı nedeniyle, tüberküloz görüntüleri genellikle kalitesizdir. Gerçekleştirdikleri çalışmada, bu sorunu çözmek için görüntü iyileştirme amaçlı kontrast sınırlamalı adaptif histogram eşitleme, keskin olmayan maskeleme ve yüksek frekanslı etki filtresi teknikleri temelli görüntü ön işleme uygulanmasının derin öğrenme performansı üzerindeki etkisi araştırılmıştır. Kullanılan görüntü iyileştirme algoritmaları, görüntülerin genel veya yerel özelliklerini tespit etme başarısını artırmıştır [42].

Ferdinand, Nawir, Henry ve Gunawan(2022)'a göre, hastalıkları teşhis etmek, tıp alanındaki en önemli görevlerden biridir. Yaygın olarak kullanılan yaklaşımlardan biri tıbbi görüntülerin analiz edilmesidir. Bununla birlikte, hastalıkların manuel olarak görüntülerle tespit edilmesi oldukça zaman ve çaba gerektirebilir. Bu nedenle birçok araştırmacı, daha hızlı hastalık tanıma için görüntü sınıflandırma yöntemleri geliştirmiştir. Bununla birlikte, işlem sırasında düşük kaliteli görüntüler gibi çeşitli sorunlar ortaya çıkabilir. Tıbbi taramalara görüntü iyileştirme uygulanmasının, görüntü sınıflandırma performansını iyileştirebileceği öne sürülmüştür. Çoğu durumda, görüntülere görüntü iyileştirme uygulamak, tıbbi görüntü sınıflandırma

performansını artırır. Çalışmalarında, görüntü geliştirme ve sınıflandırma süreçlerinde kullanılan algoritmalar ve yaklaşımlarla birlikte, ön işleme adımı sırasında görüntü iyileştirme uygulamasının sınıflandırma performansını nasıl etkilediğine dair sistematik bir literatür taraması sunmaktadırlar [43].

Goyal, Nirvikar ve Jain (2018)'e göre, melanom cilt kanseri erken teşhis edilirse, tedavi edilebilir. Aksi takdirde vücudun diğer bölgelerine yayılabilir ve tedavi edilemez hale gelebilir. Çalışmalarında; bilgisayar destekli melanom cilt kanseri tespit sisteminin görüntü elde etme adımından itibaren, görüntü ön işleme, bölütleme, öznelik çıkarma, öznelik seçimi ve sınıflandırma adımları konusunda literatürdeki yaklaşımlara değinilmiştir [44].

Ganster vd. (2001)'ne göre, malign melanomun erken tanınmasını artırmak için epilüminesans mikroskopisinden elde edilen görüntülerin bilgisayarlı analizi için bir sistem geliştirilmiştir. Cilt lezyonunun ikili maskesi global eşikleme, dinamik eşikleme ve 3D renk uzayı bileşenleri sınıflandırması temeli segmentasyon algoritması tarafından belirlenmiş, lezyonun malignitesini tanımlamak için şekli ile radyometrik özelliklerin yanı sıra yerel ve global parametrelerini içeren bir dizi özellik hesaplanmış ve istatistiksel özellik altkümesi seçim yöntemleri uygulanarak veri seti sınıflandırılmıştır [45].

Pennisi vd. (2016)'e göre, dermoskopik görüntülerde cilt kanseri lezyonlarının erken tespiti için otomatik teşhis araçlarının geliştirilmesi, melanom kaynaklı ölümlerin azaltılmasına yardımcı olabilir. Görüntü segmentasyonu, otomatik cilt lezyonu teşhisinde önemli bir adımdır. İlgili çalışmada, dermoskopik görüntülerde cilt lezyonu segmentasyonu için bir algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritma herhangi bir eğitim aşamasına ihtiyaç duymadan görüntüyü iyileştirme, gürültüleri yok etme, sınıflandırma ve özneliklerini belirleme yeteneklerine sahiptir. Lezyon bölgesinin ikili maskesini çıkarmak için kullanılır. Algoritma tarafından oluşturulan ikili lezyon maskelerinden elde edilen geometrik özellikleri ile renk özelliklerinin dikkate alınmasının sonucunda melanom tespiti için başarılı sonuçlar elde edilmiştir [46].

Pollastri, Bolelli, Paredes ve Grana (2020)'e göre, otomatik melanom algılama sürecinde cilt lezyonu segmentasyonu başarımını artırmak için, cilt lezyonu görüntülerinin segmentasyon maskeleri oluşturmuş ve maskeler kullanılarak veri artırma süreci son derece basit hale getirilmiştir. Elde edilen görüntülerin kalitesinin ve çeşitliliğinin sınıflandırma yöntemlerinin verimliliğini nasıl etkilediği analiz

edildiğinde, geliştirilen (augmented) verilerin eğitim sürecine dâhil edilmesiyle, melanom cilt lezyonu segmentasyonu için son teknoloji Konvolüsyonel/Dekonvolüsyonel Sinir Ağının başarısını arttığı belirtilmiştir [47].

Nunnari, Ezema ve Sonntag(2021)'e göre, cilt lezyonu görüntülerinin sınıflandırılmasında, çevredeki derinin artefaktlarının sistem başarımında olumsuz etkili olduğu bilinmektedir. Ancak sağlıklı cilt piksellerini maskeleyenin sınıflandırma performanslarını ne ölçüde ve neden etkilediği hala net değildir. Bu teori için, üç cilt lezyonu görüntüsü veri kümesine farklı görüntü maskeleye stratejileri (dikdörtgen maskeler, dairesel maskeler, tüm görüntü maskesi ve görüntü kırma) uygulanmış, evrişimli sinir ağı tabanlı sınıflandırıcı maskelerin uygulandığı görüntüler ile eğitilmiş ve farklı görüntü maskelerinin performans ölçümleri karşılaştırılmıştır [48].

İlkin (2022)'e göre, melanomanın erken tespit edilirse yüksek oranda iyileşme şansını sunan oldukça yıkıcı bir kanser türü olduğunu, tespit edilmemesinin ise hastaların yaşam kalitesine olumsuz etkiler bırakması nedeniyle bilgisayar destekli tanı sistemlerinin gittikçe popüler bir hale geldiğini belirtmiştir. Yapılan çalışmada ise dijital dermoskop ile elde edilen lezyon görüntüleri üzerinde klasik makine öğrenmesi ile melanomanın tanımlanmasına çalışılmış, Destek Vektör Makinesi algoritması ve Bakteri Koloni algoritması temelli yeni bir hibrit sınıflandırma algoritması geliştirilmiştir [49].

Mishra ve Daescu (2017) melanomların, cilt kanserinin en agresif şekilleri arasında yer alması nedeniyle, dermoskopi görüntülerinin bilgisayarlı analizin önemli bir araştırma alanı haline gelmesi, dermoskopi görüntü analizindeki en önemli adımlardan birinin ise dermoskopi görüntülerinde lezyon alanlarının otomatik olarak saptanması olduğunu, bu süreçte ise deri kanseri görüntülerinin doğru segmentasyonu için lezyon bölgelerinin doğru bir şekilde sınıflandırılmasının zorunlu olduğu hipotezini ortaya koymuşlar ve segmentasyon doğruluğu, cilt kanseri teşhisinde sonraki adımları büyük ölçüde etkileyebileceği ile bu sorunu çözmek adına dermoskopik görüntülerde lezyon bölgelerinin çıkarılması için derin evrişimli sinir ağlarına dayalı bir yöntem sunmuşlardır. Evrişimli sinir ağı için basit ama verimli bir mimari tanımlamışlar, ayrıca elde ettikleri sonuçları geleneksel yöntemlerden birisi olan Otsu eşikleme yöntemiyle karşılaştırmışlar ve CNN'nin daha iyi sonuçlar verdiğini tespit etmişlerdir [9].

Jafari, Karimi, Nasr-Esfahani, Samavi ve Soroushmehr (2016), melanomanın, cilt kanserlerinin en agresif şekli olduğu ve gittikçe yükselişe sahip olduğunu, günümüzde dijital kameralar tarafından yakalanan görüntüleri kullanarak melanoma için şüpheli cilt lezyonlarının bilgisayarlı analizi için bir araştırma eğiliminin olduğunu, elde edilen görüntülerin analizinin, aydınlatma değişiklikleri ve cilt yüzeyinden gelen ışık yansımaları gibi rahatsız edici faktörlerin varlığından dolayı genellikle zorlu olduğunu iddia etmişlerdir. Melanom tanısında önemli bir aşamanın ise normal deriden lezyon bölgesinin segmentasyonu olması nedeniyle, derin öğrenme yaklaşımlarına dayanan lezyon bölgesinin doğru şekilde çıkarılması için bir yöntem önerilmişlerdir. Giriş görüntüsü, üzerindeki gürültüleri azaltmak amacıyla işleme tabi tutulduktan sonra derin bir evrişimsel sinir ağına (CNN) uygulanmış ve lezyon bölgesini gösteren bir segmentasyon maskesi üretilerek her piksel için bir etiket belirlenmiştir. Araştırmalar sonucunda elde ettikleri sonuçlara göre, önerilen yöntemin, segmentasyon doğruluğu açısından mevcut en son teknolojiye sahip algoritmalarından daha iyi performans gösterdiğini belirtmişlerdir [20].

Pour, Seker ve Shao (2017), segmentasyon işlevinin, cilt kanserinin bilgisayar tabanlı teşhisinde ilk ve en önemli görev olduğunu, diğer görevlerin temelinde doğru şekilde segmentlere ayrılmış lezyonlara dayandığını ve derin öğrenme metotlarının, görüntü segmentasyonu üzerinde oldukça başarılı sonuçlar verdiğini belirtmişlerdir. Çalışmalarında, melanom tanısında segmentasyon işlevinde derin evrişimli ağların uygulandığını belirtmişlerdir. İlk etapta bir lezyon segmentasyon işlevi ile görüntü maskelerinin üretildiğini, ardından ise maskelerin görüntüler üzerinde kullanılarak lezyon görüntülerinin dermoskopik özelliklerinden yararlanarak segmente edildiğini belirtmişlerdir. Bu hibrit model kullanıldığında ikinci görev için hesaplama yükünün azaldığını ve özellikle segmentasyon sonuçlarının iyileştiğini, ayrıca derin öğrenme uygulamalarında yoğun bir şekilde gerekli olan ince ayarlar olmadan oldukça başarılı sonuçlar elde edildiğini iddia etmişlerdir [50].

Li, Guo, Porikli ve Pang (2018), zayıf aydınlatma veya düşük ışıkta yakalanmış görüntülerin kullanıldığı bilgisayarlı görme görevinde görüntü iyileştirme amaçlı ön işleme gerektiği, özellikle farklı aydınlatma koşulları altında yakalanan zayıf aydınlatılmış görüntülerin geliştirilmesinde mevcut yöntemlerin kullanılması sonucu kısıtlamalarla karşılaşıldığını belirtmişlerdir. Çalışmalarında zayıf aydınlatılmış görüntünün iyileştirmesinde Evrişimli Sinir Ağı (CNN) tasarımı önerilmiş,

geliştirilen CNN temelli LightenNet ağının, girdi olarak zayıf aydınlatılmış bir görüntüyü aldığını ve daha sonra Retinex aydınlatma modeline dayalı gelişmiş görüntüyü elde etmek için kullanılan aydınlatma haritasını çıkararak görüntüde iyileştirmeler yaptığını belirtmişlerdir. Elde ettikleri deneysel sonuçlara göre, önerilen yöntemin mevcut yöntemlerden daha üstün performans gösterdiğini, zayıf aydınlatılmış görüntü iyileştirme ağları eğitimi ve tam referanslı görüntü kalitesi değerlendirmesi için kullanılacak yeni bir yaklaşım olduğunu iddia etmişlerdir [51].

1.1.2. Bilgisayar Destekli Lezyon Tanısı Alanında Literatür Taraması Özeti

Bilgisayar destekli lezyon tanısı alanında “melanoma”, “segmentasyon”, “evrişimli sinir ağı” ve “kanser” anahtar kelimeleri, “and” ve “or” bağlaçları ile online literatürde yapılan araştırmalar sonucunda bu tezin genel hatları ile örtüşen/en ilintili olan literatür özeti aşağıda verilmiştir.

Gazioğlu (2021)'na göre, dünyada görülen en yaygın hastalıklardan birisinin son yıllarda kanser olduğu, kanser türleri arasında ise cilt kanserinin yer aldığını ve yaklaşık %40'ını oluşturmakta olduğunu ifade etmektedir. En yaygın görülen semptomlarının ise anormal doku büyümesi, kızarıklık, pigmentasyon anormallikleri ile iyileşmeyen yaralar olduğunu ve cilt kanserleri arasında nadir olarak görülmesine rağmen en öldürücü olan türünün ise melanoma olduğunu belirtmiştir. Melanomanın diğer kanser türlerinde olduğu gibi erken ve doğru teşhis edilirse iyileşme başarısının yüksek olduğunu ve bunun içinse bilgisayar destekli görüntü mekanizmalarının önemli bir yer edindiğine değinmiştir. Yapılan çalışmada ise evrişimli sinir ağlarında doku çevresinde yer alan bölge görüntülerinin etkisi incelenmiş ve yine doku görüntüleri üzerinde yer alan cetvel, kıl görüntüsü gibi artefaktların etkisi incelenmiştir [52].

Bisla, Choromanska, Berman, Stein ve Polsky (2019) derin öğrenmenin, kanser tespit başarısını artırma potansiyeline sahip olduğunu ancak melanom tespiti için uygulanabilirliğinin az veri içeren, aşırı derecede dengesiz ve bulanıklıklara sahip görüntüler içeren mevcut cilt lezyonu veri tabanları nedeniyle uygulanabilirliğinin kısıtlandığını iddia etmişlerdir. Sınırlamaları ortadan kaldırmak için veri saflaştırma ve çoğaltma amaçlı derin öğrenmeye dayalı araçlar geliştirmeyi amaçlamışlardır. Generative Adversarial Networks (GAN [Çekişmeli üretici ağ]) temelli geliştirilen araçlar, önceden tanımlanmış lezyon türlerine sahip sanal görüntüler üreterek,

mevcuttaki kısıtlı veri setlerini geliştirmişlerdir. Veri geliştirme ve durulaştırma yaklaşımlarının konvansiyonel sistemlere uyarlanması başarılı sonuçlarını göstermişlerdir [6].

Kadampur ve Riyae (2020) ile Ichim ve Popescu (2020) çalışmalarında, dermatologlar tarafından lezyon görüntüleri üzerinden yapılan melanoma muayenesi ve tanı konması aşamasında, lezyon görüntülerdeki artefaktlar ve gürültüler nedeniyle hatalar oluşabileceğine değinmişlerdir. Oluşabilecek bu hataların engellenmesi adına bilgisayar destekli görüntü işleme sistemleri geliştirilerek dermatologlara karar vermede destek görevi üstlenilebilecek derin öğrenme temelli uygulama gerçekleştirmişlerdir [8,53].

Naeem, Farooq, Khelifi ve Abid (2020) melanomanın, cilt kanserinin en zararlı formu olmaya devam etmesi nedeniyle melanoma tanısı üzerine çalıştıklarını, melanoma tanısı üzerinde ise evrişimli sinir ağı (CNN) tabanlı sınıflandırıcıların, son dönemde melanom tespiti için en iyi seçim haline geldiğini belirtmişlerdir. Yaptıkları araştırmaya göre, cilt kanseri görüntülerinin sınıflandırılmasında CNN'ye dayalı sınıflandırıcıların başarılarının dermatologlara eşdeğer başarıyı yakaladığını ve bu sayede hızlı ve hayat kurtaran bir teşhise izin verdiğini göstermiştir. Yine aynı çalışmada, CNN kullanılarak melanom sınıflandırması üzerine yapılan en son araştırmaların sistematik bir literatür incelemesini sunmuşlardır [54].

Sikkandar ve arkadaşları; cilt kanserinin tüm dünyada yaygın olarak bulunan bir kanser türü olduğunu, gerçekleştirdikleri çalışmada GrabCut algoritması ve Adaptive NeuroFuzzy sınıflandırıcı (ANFC) modelini birleştirerek cilt lezyonu teşhisi için yeni bir segmentasyon tabanlı sınıflandırma modeli önermişlerdir. İlgili yöntemde, ön işleme aşamasının, Top Hat filtresi ve Inpainting tekniğinin, ardından ön işlenmiş görüntüleri segmentlere ayırmak için Grabcut algoritmasının kullanıldığını, son aşamada ise dermoskopik görüntüleri sınıflandırmak için ANFC sisteminden yararlanıldığını belirtmişlerdir [22].

Xie, Yang, Liu, Jiang ve Zheng (2020) dermoskopi görüntülerinde yer alan deri lezyonu görüntülerinin segmentasyonunun, bilgisayar destekli teşhisinde önemli ancak zorlu bir görev olduğunu belirtmişlerdir. Düzgün lezyon sınırlarına sahip olmayan görüntüler üzerinde çalışan evrişimli sinir ağlarına dayalı bölütleme yöntemlerinin, görüntü matrislerinin ağ katmanları boyunca işlenirken özellik haritaları (feature map) boyutunun azalması sonucunda çıkarım yapmakta başarısız

olduklarını tespit etmişlerdir. Kenar ayrıntılarını koruyabilen bir algılama mekanizmasına sahip evrişimli bir sinir ağına dayalı dermoskopi görüntülerinde cilt lezyonu segmentasyonu üzerine çalışmışlardır [7].

Coronato, Naeem, De Pietro ve Paragliola (2020) yeni tedavilerin keşfedilmesi ve mevcut tedavilerin kişiselleştirilmesinin, modern klinik araştırmaların ana hedeflerinden biri olduğu, son on yılda, Yapay Zeka (AI), klinik tedaviler hakkında bilgi edinebilen ve toplanan büyük miktarda veriden yeni tıbbi bilgiler keşfedebilen gelişmiş akıllı sistemlerin gerçekleştirilmesini sağladığını belirtmişlerdir. Makine Öğrenmesinin (Machine Learning [ML]) bir kolu olan Pekiştirilmeli Öğrenme (Reinforcement Learning [RL])'nin, daha genel hassas tıp vizyonuna uygun olarak kişiselleştirilmiş tedavilerin geliştirilmesini destekleme potansiyeline sahip olduğu için tıp camiasında önemli bir ilgi görmesi nedeniyle, geçmiş çalışmaları araştırarak ve olası sınırlamaları ve gelecekteki olası katkıları vurgulayarak sağlık hizmetlerinde RL'nin sahip olduğu rolü incelemişlerdir [16].

Sabouri ve GholamHosseini (2016) tıbbi görüntülerin bilgisayar destekli teşhisinin, melanoma kaynaklı birçok semptomun erken teşhis edilmesine imkân sağladığını ve bu tespitlerle ölüm oranının azaltılabileceğini iddia etmişlerdir. Melanomun otomatik teşhisi için verimli bir mobil cihazın gerçekleştirilmesinin, tıbbi görüntü sınıflandırma şemasının uygulanabilirliğini büyük ölçüde artıracığını ve onu klinik bağlamlarda faydalı hale getireceğini iddia etmişlerdir. Çalışmalarında klinik görüntülere dayalı cilt lezyonlarının sınır tespiti için evrişimli sinir ağlarını (CNN) kullanan bir derin öğrenme yöntemi önerilmiştir ve bu yöntemin klinik dermoskopi görüntülerine uygulanan ön işlemlere daha az ihtiyaç duyduğunu iddia etmişlerdir [55].

Yuexiang ve Shen (2018) dermoskopi görüntülerinde melanomun erken tespitinin hayatta kalma oranını önemli ölçüde artırdığını, bununla birlikte lezyonlar ve cilt arasındaki düşük kontrast, melanom ve melanom olmayan lezyonlar arasındaki görsel benzerlik, vb. nedenlerinden dolayı melanomun doğru bir şekilde tanınması son derece zor olmasının, cilt tümörlerinin güvenilir otomatik tespitinin patoloğların doğruluğunu artırmada fayda sağladığını iddia etmişlerdir. Çalışmalarında cilt lezyonu segmentasyonu, lezyon dermoskopik özellik çıkarma ve lezyon sınıflandırması işlevlerini gerçekleştirmek adına iki derin öğrenme yöntemi önermişler, segmentasyon ve sınıflandırma sonucunu aynı anda üretmek için iki evrişimli artık ağından (FCRN) oluşan bir derin öğrenme algoritması

geliştirmişlerdir. Mesafe ısı haritasını hesaplayarak çok net olmayan sınıflandırma sonuçlarını iyileştirmek için bir lezyon indeksi hesaplama metriği (LICU) geliştirmişler ve dermoskopik özellik çıkarma görevi için doğrudan bir CNN önermişlerdir [11].

Cao, Pan, Wang, Sun ve Haq (2021) melanomanın mortalitesi yüksek bir malign deri kanseri türü olduğunu ve insidansının son yıllarda hızla arttığını, günümüzde en başarılı tedavisinin ise erken teşhis edilmesi sonrası cerrahi operasyonla şüpheli dokunun alınması/çıkarılması olduğunu belirtmişlerdir. Melanom ve iyi huylu melanositik nevüs arasındaki yüksek görsel benzerlik nedeniyle, geleneksel yöntemlerle iyi tanıma ve tespit sonuçları elde etmenin veri azlığı ve dengesizliği ile birleştiğinde başarısız olduğunu belirtmişlerdir. Ayrıca cilt hastalıklarının tespiti ve sınıflandırılmasında birçok makine öğrenme yöntemi uygulandığını, ancak deneylerin doğruluğunun ve duyarlılığının hastalıkların tespitinde yeterli olmadığını iddia etmişlerdir. Bu nedenle, veri dengesizliği sorununu çözmek için Maske R-CNN'ye dayalı Karışık Cilt Lezyonu Resim Oluşturma yöntemini uygulamışlar ve ilgili yöntem, tespit doğruluğunu büyük ölçüde geliştirmiş olduğunu ve doktorların görsel teşhis seviyesine ulaştığını iddia etmişlerdir [12].

Bi, Kim, Ahn, Kumar ve Fulham (2017) melanomun bilgisayar destekli teşhisinde, deri lezyonlarının segmentasyonunun önemli bir adım olmasıyla birlikte, lezyonlar bulanık sınırlara, arka planda düşük kontrasta, homojen olmayan dokulara veya artefaktlara sahip olduğunda mevcut segmentasyon yöntemleri lezyonları aşırı veya eksik segmentlere ayırma eğilimleri nedeniyle kötü performans gösterdiklerini belirtmişlerdir. Ayrıca bu yöntemlerin başarılarının görüntü parametrelerinin uygun şekilde ayarlanması ile parlaklıkların giderilmesi, tüy alma gibi ön işleme tekniklerinin kullanımına büyük ölçüde bağlı olduğunu iddia etmişlerdir. Deri lezyonlarını otomatik olarak bölümlere ayırmak için düşük seviyeli bilgilerin yüksek seviyeli anlamsal bilgilerle hiyerarşik olarak birleştirilerek nesne algılamayı başaran bir sinir ağı mimarisi olması adına tam evrişimli ağlardan (FCN'ler) yararlanmayı önermişlerdir. FCN'lerin bulanık sınırlara sahip ve arka plan arasında düşük kontrast farkı olan cilt lezyonları için oldukça başarılı olduklarını, en zorlu cilt lezyonu görüntülerinde dahi doğru lokalizasyona ve iyi tanımlanmış lezyon sınırlarına sahip nihai bir segmentasyon sonucu elde etmek için kullanılacaklarını belirtmişlerdir. Ayrık segmentasyon aşamalarından elde edilen tamamlayıcı bilgileri birleştirmek

için yeni bir paralel entegrasyon yöntemi sunmuşlar ve geliştirdikleri yöntemlerinin cilt lezyonu segmentasyonu için diğer son teknoloji yöntemlerden daha etkili olduğunu iddia etmişlerdir [56].

Sabbaghi, Aldeen ve Garnavi (2016) derin öğrenme ve denetimsiz özellik öğrenimi metotlarının, tıbbi görüntü teşhisi alanında, özellikle melanom sınıflandırmasında istikrarlı bir şekilde kullanımının yaygınlaştığını belirtmişlerdir. Çalışmalarında, cilt lezyonu sınıflandırma görevi için Yığınlanmış Seyrek Otomatik Kodlayıcı (stacked sparse auto-encoder) temelli yeni bir derin öğrenme uygulaması geliştirmişler ve bu sınıflayıcı, giriş görüntülerinde gizli bilgi özelliklerini içerdiğini iddia ettikleri piksel yoğunluklarını tespit etmektedir. Bu üst düzey özellikleri daha sonra dermoskopi görüntülerini sınıflandırmak için bir sınıflandırıcıya sunmuşlardır. Önerilen yöntemin yüksek doğruluk sağladığı iddia edilmiştir [57].

Singh ve Uroj (2018) cilt hastalıkları sınıflandırmasında Yapay Sinir Ağları (YSA) temelli bir yöntem geliştirmişlerdir. İlgili yönteme göre önce görüntü ön işleme tabi tutulmakta, ardından değiştirilmiş sobel kenar algılama tekniğini kullanarak görüntü bölütlenmekte ve bölütlenmiş görüntünün özellikleri çıkarılmaktadır. Ardından tespit edilen öznitelikler alt uzay özniteliklerine bölünmekte ve öznitelikler yapay Sinir Ağı (YSA) ile sınıflandırılmaktadır. İlave olarak farklı eğitim algoritmalarının geliştirilen yöntem ile performansı da araştırılmıştır [17].

Al-Zyoud, Helou, Al Qasem ve Rawashdeh (2020) melanomun tipik benler ve displastik nevüsler gibi diğer deri lezyonları ile karakteristik benzerlikleri nedeniyle, erken teşhisinin dermatologlar için zorlu bir görev olduğunu belirtmişlerdir. Çalışmalarında, “ABCD” kuralına dayalı çalışan, lezyon asimetrisinin, sınır düzensizliğinin ve test edilen lezyondaki renk varyasyonunun değerlendirilmesi için MATLAB aracılığıyla özellik çıkarma araç yazılımı geliştirmişlerdir. Kutanöz melanomun erken teşhisinde hem deneyimli hem de deneyimsiz dermatologlara yardımcı olmayı ve test edilen her anormal cilt lezyonu için invaziv biyopsi prosedürü ihtiyacını azaltmayı amaçlamışlardır. Ayrıca lezyon sınırlarındaki bükülme noktalarının sayısına bağlı olarak Sınır Düzensizlik İndeksi için yeni bir metrik oluşturulmuştur [58].

Sule, Viriri ve Abayomi (2020) görüntü kalitesinin, retinal göz dibi görüntülerinden mikro damarların segmentasyon hassasiyetini ve tahmin doğruluğunu artırabileceğini öne sürmüşlerdir. Özellikle retinal fundus görüntüleri gibi tıbbi görüntüleme,

segmentasyon görevindeki zorluğun ana nedeninin ise büyük ölçüde gürültü, düşük kontrast, düzensiz aydınlatma, karanlık vb. nedenlerle görüntü bozulmasına bağlanabileceğini belirtmişlerdir. Görüntü kalitesindeki bozulmanın, bilgi kaybına yol açabileceğini öne sürerek Evrişimli Sinir Ağlarının (CNN) hem sınıflandırma hem de segmentasyon doğruluğu ile tanı ve analizi etkileyebileceğini iddia etmişlerdir. Çalışmalarında retinal fundus görüntüsünden kan damarlarının segmentasyonu için mevcut CNN tabanlı yöntemi incelemeyi amaçlamışlar, büyük ölçüde ön işleme, işleme ve son işleme aşamalarında görüntü kalitesi bozulmasını ele almak için kullanılan görüntü iyileştirme tekniklerine odaklanmışlardır [19].

Okur ve Turkan (2018), onarılamayan DNA hasarı nedeniyle cilt hücrelerinin hızlı büyümesinin cilt kanseri olarak tanımlanabileceğini; melanomun ise melanositlerden kaynaklanan en ölümcül cilt kanseri türlerinden birisi olduğunu belirtmişlerdir. Ancak diğer cilt kanseri türlerinin yayılma yetenekleri sınırlı olmasına rağmen melanomun hızla yayılma (metastaz yapma) yeteneğinden kaynaklı diğer cilt kanseri türlerine göre oldukça tehlikeli ve ölümcül olduğunu öne sürmüşlerdir. Melanomanın cilt yüzeyinin görsel olarak incelenmesiyle birlikte erken evrelerde tespit edilirse %100 tedavi edilebileceğini ancak bu tespit hususunda araştırmacıların farklı deneyim ve eğitim düzeyleri nedeniyle “öznel görsel inceleme” yapılarak tespit edilmesinin önemli bir sorun oluşturduğunu belirtmişlerdir. Bu sorunun üstesinden gelmek adına, otomatik bir melanom tanı sistemi önermişlerdir [59].

Nasr-Esfahani, Samavi, Karimi, Soroushmehr ve Jafari (2016) tarafından melanom lezyonlarının tespiti için grafik işleme birimi (GPU) ile donatılmış bir bilgisayar sunucusunda bir derin öğrenme sisteminin uygulanması önerilmiştir. Önerilen sistemde klinik (dermoskopik olmayan) görüntüler kullanılmakta ve bu tip cilt kanserinin erken teşhisinde bir dermatoloğa yardımcı olabileceği iddia edilmektedir. Önerilen sistemde görüntülerdeki aydınlatma ve gürültü kaynaklı artefaktları azaltmak için görüntüler ön işleme tabi tutulmuştur. Geliştirilmiş görüntüler, önceden eğitilmiş bir evrişimsel sinir ağı (CNN) girişine uygulanmıştır. Elde ettikleri deneysel sonuçlara göre çok sayıda eğitim örneği tarafından eğitilen CNN sınıflandırıcının, melanoma ve iyi huylu vakaları ayırt ettiği gibi önerilen yöntemin son teknolojik yöntemlere göre tanısal doğruluk açısından da üstün olduğunu iddia etmişlerdir [60].

Pathan, Aggarwal, Prabhu ve Siddalingaswamy (2019)'e göre iyi huylu ve kötü huylu melanositik lezyonları ayırt etmek için kullanılan önemli bir karakteristik

özelliik olarak renk parametresinin kabul edilebileceğini, malign melanomların çoğunun ise ABCD dermoskopik kuralından ilham alan altı şüpheli rengin varlığı ile karakterize edilebileceğini belirtmişlerdir. Bu şüpheli renklerin varlığının histopatolojik olarak epidermin ve dermin daha derin katmanlarında melanin varlığını gösterebileceğini iddia etmişlerdir. Önerilen çalışmanın amacının ise, malignite tespitinde rengin rolünü belirlemek için ilgilenilen bölgeden bir dizi renk özelliği çıkarılarak renk özelliklerinin rolünü değerlendirmek olduğu, ayrıca çıkarılan özelliklerin sınıflandırılması için dinamik seçim tekniklerine sahip bir dizi grup sınıflandırıcı kullanılarak iyi huylu ve kötü huylu lezyonların sınıflandırılması olduğunu ifade etmişlerdir [61].

Lopez, Giro-i-Nieto, Burdick ve Marques (2017)'e göre, tıbbi görüntü analizi için derin öğrenme yöntemlerinin gelişimi, hekimlerin hastaların sağlığı hakkında daha iyi kararlar vermesinde yardımcı olabilecek akıllı tıbbi görüntüleme tabanlı tanı sistemlerinin geliştirilmesine olanak sağlamıştır. Yapılan çalışmada ise cilt lezyonu sınıflandırması sorununa ve özellikle erken melanom tespitine odaklanılmıştır. Deri lezyonu içeren dermoskopik bir görüntüyü malign veya iyi huylu olarak sınıflandırma problemini çözmek için derin öğrenmeye dayalı VGGNet konvolüsyonel sinir ağı mimarisi etrafında inşa edilmiş ve transfer öğrenme paradigmasını kullanan bir yaklaşım sunulmuştur [62].

Zagroubai ve Barhoumi (2005) çalışmalarında, sayısallaştırılmış dermatoskopik renkli görüntülere dayalı cilt lezyonlarının tespisi için bir sistem geliştirdiklerini, ilgili sistemin orijinal görüntüden istenmeyen nesnelere çıkarmak için lezyon görüntüsünün ön işleme, lezyonun çevresindeki sağlıklı deriden ayrılarak çıkarılması işlevlerini yerine getirdiğini belirtmişlerdir. Ayrıca geliştirdikleri lezyon tanımlama düzeyi parametresinin, malignitenin klinik belirtilerini modelleyen bir dizi özelliğin çıkarılmasına dayandığını, karar düzeyi parametresinin ise lezyonu iyi huylu lezyon veya malign melanom olduğunun tespit edilmesi amacıyla çok katmanlı bir algılayıcı için girdi olarak sunulan özellik puanları vektörü olduğunu belirtmişlerdir. Özellikle gereksiz bilgileri ortadan kaldırırken ve melanom tanıma özelliklerine yaklaşırken makul sayıda azaltılmış faydalı özellik seçmeye izin veren özellik seçiminin kritik adımına odaklanmışlardır. Önemli bir bilgi kaybı olmadan lezyon vektörünün boyutunu ve dolayısıyla hesaplama süresini azaltmaya izin verdiğini iddia etmektedirler [63].

Sboner, Blanzieri, Eccher, Bauer ve Cristofolini (2001) melanomun en tehlikeli cilt kanseri olduğunu ve erken teşhisin tedavi başarısında anahtar faktör olduğunu, özel eğitim almış deneyimli dermatologların klinik muayene aşamasında %80 duyarlılık ve özgüllük düzeyinde başarı performansı ile tanı koyduklarını belirtmişlerdir. Çalışmalarında ise görüntü işleme tekniklerini makine öğrenimi teknikleriyle birleştiren, melanomun erken teşhisini desteklemek için bilgi tabanlı bir sistem olan melanoma tanı sistemini (MEDS) geliştirmişlerdir. MEDS, cilt lezyonunun dijital bir görüntüsünü almakta, bir dizi geometrik ve kolorimetrik özellik çıkarmakta ve daha sonra, diskriminant analizi, k-en yakın komşuluğu ve karar ağacı sınıflandırıcının çıktılarını birleştiren bir teşhis üretmektedir [64].

Abbas, Garcia, Celebi, Ahmad ve Mushtaq (2012) dermoskopi görüntülerinde farklı ışık koşullarının neden olduğu düşük kontrast kaynaklı gürültülerin oluştuğunu ve bu gürültülerin lezyon sınırı tespitinin doğruluğunu azalttığını, lezyonun tanılanmasında otomatik melanom sınır tespitinin (MBD) ise önemli bir işlev olduğunu ifade etmişlerdir. Çalışmalarında renk kontrastı ve segmentasyon iyileştirmesinde ilk olarak RGB dermoskopi görüntüsü CIELAB renk uzayına dönüştürmüş, ardından lezyon kontrastı ile piksellerin yoğunluk değerleri ayarlanarak iyileştirilmiştir. CIELAB renk kanalı kullanılarak belirtilen aralıkta, Tepe Tırmanma (Hill-Climbing) algoritmasıyla ilgi alanı (ROI) haritası tespit edilmiştir. Son adımda ise optimal lezyon sınırını belirlemek için uyarlamalı bir eşikleme uygulanmıştır. Gerçekleştirdikleri sistemin performansı deneyimli bir dermatolog tarafından el ile çizilen sınırlardan yararlanılarak değerlendirilmiştir [65].

Lumb ve Sethi (2019) RGB görüntü uzayındaki bir görüntünün HSV, YIQ ve Dithered görüntü uzayına dönüştürüldüğünde görüntünün özelliklerinin değişeceğini ve bu görüntü uzaylarındaki dönüşümleri üzerinde istatistiksel ve yapısal dönüşüm teknikleri olan GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) ile Wavelet Decomposition teknikleri kullanılarak elde edilen görüntüden yararlanılabileceğini, ilgili görüntü üzerindeki formatlara benzer görüntüler elde edilebileceğini ve özellik çıkarımında kullanılabileceğini ifade etmişlerdir. Özellik çıkarımı için GLCM tekniğini ve Wavelet ayrıştırmasını kullanarak Dithered, HSV görüntülerinin kullanılabileceğini ve en yüksek doğruluk değerlerinin ise HSV renk uzayında elde edildiğini iddia etmişlerdir [66].

Hosny, Kassem, ve Foaud (2019), melanom ve nevüs lezyonları arasındaki yüksek benzerlik nedeniyle hekimlerin bu lezyonları arařtırmak için çok daha fazla zaman harcadıklarını, deri lezyonlarının otomatik olarak sınıflandırılmasının çaba, zaman ve insan hayatından tasarruf sağlayacağını belirtmişlerdir. Çalışmalarının amacı ise transfer öğrenme teorisini ve önceden eğitilmiş derin sinir ağını kullanarak daha yüksek sınıflandırma oranına sahip otomatik bir cilt lezyonları sınıflandırma sistemi geliřtirmektir. Transfer öğrenmesi metodu ile eğitilmiş olan AlexNet ağıının sınıflandırma katmanı, segmentli renkli görüntü lezyonlarını melanom ve nevüs veya melanom, seboreik keratoz ve nevüs olarak sınıflandırma yeteneğine sahip olan “yeni softmax katmanı” ile deęiřtirilmiş ve rastgele dönüş açıları ile döndürülmüş olan lezyon resimleri ile ağı yeniden eğitilmiştir. Önerilen yöntemin performansı, cilt kanserinin mevcut sınıflandırma yöntemlerinin performansından daha iyi performans gösterdiğini iddia etmektedirler [67].

Maiti ve Chatterjee (2019)’ye göre makinelerin deneyimli bir dermatoloęa kıyasla cilt lezyonunun yanı sıra hastalığın görüntülerini de tanıyabilmektedirler. Bunlar, eğitim aşamasında sağlanan cilt lezyonu görüntüleri için uygun bir etiket verilerek gerçekleştirilebilir. Önerilen çalışma kapsamında, melanomun sınıflandırılmasının yanı sıra cilt kanserinin tespiti için, benzersiz bir görüntü ön işleme tekniğinin uygulandığını ve görüntünün modifikasyonunu takiben görüntü segmentasyonunun gerçekleştięi belirtilmiştir. Üzerinde çalışılan veri setinin 23 doku özelliğinin yanı sıra şekil özellięi, özellik iyileřtirme teknikleri yardımıyla geliştirilmiş ve elde edilen geliştirilmiş veri seti, ikili çapraz entropi ile Derin Sinir Ağı modelleri içinde işlenmiştir [68].

Sheha, Sharwy ve Mabrouk (2016), pigmentli cilt lezyonlarının teşhisinin zorluğunu azaltmak adına patern analizi, ABCD dermoskopi kuralı, Menzies yöntemi ve 7 Noktalı Kontrol Listesi gibi farklı klinik tanı algoritmalarının geliştirildiğine deęinmişlerdir. Çalışmalarında melanom erken teşhisini hedefleyen Artificial Neural Network (ANN), K-Nearest Neighbor (KNN) ve Support Vector Machine (SVM) temelli uygulamalar önerilmiştir [69].

Diniz ve Cordeiro (2017)’ya göre melanomanın en tehlikeli cilt kanseri türü olmasına rağmen erken evrelerinde tedavi edildiğinde iyileşme şansının artacaęıyla birlikte cilt lezyonlarının düşük kontrastı ve artefaktlar nedeniyle melanomun tespitinin tecrübeli uzmanlar için bile zorlu bir iş olduęundan dolayı, dermoskopi görüntülerini

kullanarak cilt lezyonu analizi için otomatik bir segmentasyon aracı geliştirmek, tanıyı iyileştirmek için kritik bir adım olduğunu ifade etmişlerdir. Çalışmalarında, bulanık sayılara (fuzzy numbers) dayalı otomatik bir melanom bölütleme yaklaşımı önermişlerdir. Elde ettikleri sonuçların, bulanık sayıları kullanan segmentasyon yaklaşımının, analiz edilen tüm algoritmalarla oldukça rekabetçi olduğunu iddia etmektedirler [70].

Arul Edwin Raj, Sundaram ve Jaya (2021)'ya göre, tümörün erken tespiti, hayat kurtarmak için gereklidir. Kadınlarda, tümörün etkilediği bölgenin sıcaklığı, etkilenmeyen bölgeden daha sıcak olması nedeniyle termografi tekniği, termal kızılötesi ile kanserli ve kansersiz doku görüntüleri aralarındaki sıcaklık farkını belirleyerek kanserin tespit edilmesi için kullanılabilir. Dikkat edilmesi gereken bir husus ise doku görüntüsü üzerinde uygulanacak renk iyileştirmesinin, tümörün erken tespiti için önemli olmasıdır. Çalışmalarında ise tümörün erken tespiti için IR görüntüsünün rengini geliştirmek için kendinden uyarlamalı bir gri seviye histogram eşitleme yaklaşımı önerilmiş, tümörlü ve tümörlü olmayan görüntülerinin nihai sınıflandırması, görüntü elde etme, ön işleme, segmentasyon, özellik çıkarma ve sınıflandırmayı içeren belirli prosedürler yoluyla elde edilmiş ve tümör IR termografi görüntülerini sınıflandırmak için destek vektör makinesi (SVM) tekniğini kullanılmıştır. Elde edilen deneysel sonuçlara göre, histogram eşitleme, uyarlanabilir histogram eşitleme gibi diğer mevcut yöntemlere kıyasla IR görüntülerinde olağanüstü bir renk geliştirmesi ve daha iyi sınıflandırma olduğu iddia edilmiştir [71].

Piccolo vd. (2002)'ye göre, geçtiğimiz birkaç yılda dijital dermoskopiden, pigmente deri lezyonlarının klinik tanı başarısını artırmak için yararlanılmaktadır. Çalışmalarında 341 pigmente melanostik ve melanostik olmayan deri lezyonu; dermoskopi konusunda beş yıllık deneyime sahip bir dermatolog, deneyimsiz ancak ön eğitim almış bir klinisyen hekim ve yapay sinir ağı temelli geliştirilen bilgisayar destekli tanı sistemi ile değerlendirilmiştir. Ardından tüm lezyonlar cerrahi olarak eksize edilmiş ve histopatolojik olarak incelenmiştir. Histopatolojik olarak elde edilen sonuçlarla, deneyimli dermatolog ve deneyimsiz klinisyen hekim ile bilgisayar destekli tanı sistemi tarafından konulan tanıları değerlendirilmiş ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Gerçekleştirdikleri çalışma sonuçlarına göre duyarlılığın deneyimli dermatolog (%92) ve bilgisayar destekli tanı sistemi için yüksek (%92) ve deneyimsiz klinisyen için daha düşük (%69) olduğunu; deneyimli dermatolog

tarafından konulan tanının özgüllüğünün (%99), deneyimsiz klinisyene (%94) ve bilgisayar değerlendirmesine (%74) göre daha yüksek olduğu; bilgisayarlı tanı sonuçlarının, deneyimli dermatoloğa göre (%0,6) ve deneyimsiz klinisyene (%5,5) kıyasla daha yüksek sayıda yanlış pozitif (%26) içerdiğini belirtmişlerdir. Eğitimli bir dermatolog veya yapay sinir ağı ile eğitilmiş bir bilgisayar tarafından yapılan analizin, deneyimsiz bir klinisyene kıyasla melanomun tanısallık doğruluğunu artırabileceğini ve bilgisayar tanısının melanom taraması için özellikle yararlı bir araç olabileceğini iddia etmişlerdir [72].

MacLellan vd.(2021)'ne göre, erken evrelerdeki yeni gelişmekte olan ince melanomaların iyileşme şansının artmasında erken tespiti oldukça önemlidir. Çalışmalarında bir dermatoloğun hasta başındaki klinik muayenesi ile invazif olmayan görüntüleme tekniklerini karşılaştıran bir tanısallık doğruluk çalışması yürütülmüştür ve bir dermatoloji polikliniğinde prospektif olarak toplam 184 hastanın lezyonları görüntülenerek değerlendirilmiştir. Ardından ilgili lezyonlar eksize edilerek, alınan örnekleri patoloğlar tarafından değerlendirilmiş ve karşılaştırması sağlanmıştır. İlgili çalışmada 56 hastanın, 59 lezyonu histopatolojik olarak melanom tanısı alırken, 128 hastanın 150 lezyonu benign olarak teşhis edilmiştir. Duyarlılık ve özgüllük sırasıyla MelaFind uygulaması ile %82,5, %52,4 olarak belirlenirken teledermoskopi uzmanı tarafından sırasıyla %84,5 ve %82,6 olarak ve dermatolog tarafından sırasıyla %96,6 ve %32,2 olarak tespit edilmiş ve çalışmalarının sonucunda lezyon tanısında en yüksek duyarlılığının ve özgüllüğünün, klinik karar vermeye yardımcı olan ancak yerini alamayan değerli bir araç olabilecek bilgisayar destekli tanı uygulamaları ile elde edileceğini iddia etmişlerdir [73].

Marchetti vd.(2021)'ne göre, dermoskopik görüntülerdeki bilgisayar destekli algoritmalarının melanom tanısallık doğruluğunu, dermatologlarla karşılaştırmayı amaçlamışlardır. Uluslararası bir bilgisayarlı tanı yarışması veri setinden (n = 379) rastgele seçilen 100 dermoskopik görüntüden (50 melanom, 44 nevüs ve 6 lentijin) elde edilen tanı verileri ile 8 dermatoloğun bu 100 görüntüdeki lezyonları iyi huylu veya kötü huylu olarak sınıflandırılması ile elde edilen veriler karşılaştırılmıştır. Dermatologların sınıflandırmada ortalama duyarlılık ve özgüllüklerinin %82 ve %59 olduğunu. Duyarlılık değerinin tanı yarışmasındaki bilgisayar destekli tanı algoritmalarına benzer bir şekilde %82 başarıyı yakalamasına rağmen, dermatologların elde ettiği özgüllük değerinin bilgisayar destekli tanı algoritmaları

tarafından yakalanan %76'ya ulaşamadığını. Derin öğrenme temelli bilgisayarlı görü sistemleri, melanom dermoskopi görüntülerini tüm dermatologları olmasa da bazılarını aşan bir doğrulukla sınıflandırdığını iddia etmişlerdir [74].

Literatür araştırmasında elde edilen bilgiler ışığında; bilgisayar destekli tanı sistemleri, melanom tanısında tecrübeli dermatologlara ikinci bir görüş oluşturmasının yanı sıra deneyimsiz dermatologlara veya klinik hekimlere tanı konulmasında yardımcı olabileceği, ortam aydınlatması gibi dış dünyadan kaynaklı etkiler ile lezyon çevresinde ve üzerindeki saç, cilt lekeleri gibi unsurlardan kaynaklı hatalı tanı konulmasının önüne geçilebileceği, avantajlarının yanı sıra en küçük detayları dahi tespit ederek erken evre melanoma tanısının gerçekleştirilmesine imkân sağlamayabileceği, yine melanoma tanısı aşamalarının sonunda yer alan biyopsi aşamasının gerçekten gerekli olduğu durumları tespit edebileceği, böylece bilgisayar destekli tanı sistemleri ile melanoma tanılanması, hastaların yaşam kaliteleri ile tedavi sonucunda sağ kalım başarısının artırılabilmesi bilgisine ulaşılmıştır.

2. METODOLOJİ

2.1. Makine öğrenmesi ve Otomatik Melanoma Tespiti

Melanomun erken evrelerinde tanılanması tedavi başarımını artırmaktadır. Klinik hekimlerin melanomun erken evrelerinde karşılaştıkları tanı sorunlarını çözmek için bilgisayar temelli otomatik modeller geliştirilmiştir. Deri lezyonu görüntülerinin bilgisayar tabanlı otomatik olarak tanımlanması; ön işleme, lezyon segmentasyonu, özellik çıkarma ve son olarak sınıflandırma olmak üzere dört adımda gerçekleşir. Temel bir süreç olarak lezyon segmentasyonu, erken evrelerinde melanom varlığının belirlenmesine etkili bir şekilde yardımcı olur. Sadece lokasyon olarak değil, aynı zamanda cilt lezyonu görüntülerinin boyutunda da büyük benzerlikler nedeniyle zor bir görev haline gelir. Bununla birlikte, lezyon görüntüsünün zayıf kontrastı, lezyon bölgesini komşu doku hücrelerinden ayırt etmede yüksek düzeyde zorluk yaratır. Hava kabarcıklarının, saçın, cetvel işaretinin, kan damarının ve renk aydınlatmasının lezyon görüntüleri üzerindeki varlığı da, algılama sistemi üzerindeki ek kısıtlamalar olarak etki eder ve cilt lezyonu görüntülerini segmentlere ayırmak için daha da ağır zorluklar ortaya çıkarır [1,75]. Bilgisayar destekli tanı uygulaması karşılaşılan tüm bu zorlukların giderilmesine imkân tanımaktadır. Yapay zekâ kavramının birer üyesi olan bulanık mantık ve evrişimli yapay sinir ağlarından geliştirilen derin öğrenme yöntemlerinden bu tez çalışmasında bahsedilen eksiklerin giderilmesinde yararlanılmıştır. Her ne kadar bulanık mantık algoritmaları, direk makine öğrenmesinin bir alt üyesi olmasada, gerek yapay zekâ yöntemlerinin en güçlü üyelerinden birisi olması gerekse hibrit makine öğrenmesi uygulamalarında yaygın olarak kullanılmasından dolayı vazgeçilmezdir.

2.1.1. Bulanık Kümeler Kavramı ve Bulanık Mantık

Aristo mantığına (ikili mantık/binary logic) göre olayları doğru veya yanlış, evet ya da hayır gibi iki kümeye (koşula) ait olacak şekilde sınıflandırabilir ve/veya değerlendirebiliriz. Bu yaklaşıma göre ara değerler tanımlanmamıştır. Günümüzdeki

sayısal sistemlerin çalışma formuna verilebilecek en güzel örnek olarak kabul edilebilir. Çünkü sayısal sistemlerde sadece 1 ve 0 kavramı vardır. Aristo mantığına göre hissedilen hava sıcaklığını sıcak veya soğuk olmak üzere ele aldığımızda hava sıcaklığı ya sıcak ya da soğuktur, üçüncü bir ihtimal olan ılık kavramı ihtimal dâhilinde değildir. Öyleyse hissedilen hava sıcaklığını daha doğru ve hassas ifade etmek istersek, Aristocu yaklaşım yetersiz kalır. Bulanık kümeler teorisinde, ikili durumlar yerine bu ikili durumların arasında da sürekliliğin var olduğunu, başka bir deyişle, sonsuz ara değerlerin olduğu kabul edilmektedir. Bulanık kümeler mantığı çok sıcak, sıcak, ılık, soğuk veya çok soğuk gibi ara değerleri de ifade etmemizi temin eder. Bu yaklaşımla gerçek hayattaki soruların cevaplarının daha net ve daha gerçekçi bir şekilde ifade edilmesi sağlanmıştır [76,77].

Klasik kümeleri ele aldığımızda bir eleman ilgili kümeye ait olabilir ya da o kümeye ait olamaz. Örneğin sıcak klasik kümesine ait bir elemanın üyelik derecesi 1'e (sıcak) eşit iken sıcak klasik kümesine ait olmayanın üyelik derecesi 0 (soğuk)'dır.

Bulanık kümeleri ele aldığımızda ise üyelik derecelerinin sürekli olduğu nesnelerin bir sınıfı olarak karşımıza çıkmaktadır. Bulanık kümelerdeki her nesne 0 ile 1 arasında değişen üyelik derecesine sahip olduğu bir üyelik fonksiyonuna atanabilir. Gerçek dünyadaki nesnelerin bilgisayar sistemlerince belirli kriterlere göre sınıflanması, klasik kümelerle tam olarak gerçekleştirilemezken bulanık kümeler teorisine göre çalışan sistemlerle kolaylıkla gerçekleşir [76,77].

Bulanık kümeler mantığı, gerçek hayattaki durumların Aristo mantığı olan doğru-yanlış, 1-0, sıcak-soğuk, var-yok ifadeleriyle tam olarak tanımlanmasındaki eksiklikleri gidermektedir. Aristo mantığında yer alamayan gerçek hayattaki sürekliliğe sahip ara değerlerin, klasik bilgisayar sistemlerine giriş verisi olarak kolaylıkla tanımlanmasına ve bilgisayarlar tarafından işlenebilmesine imkân verirler. Böylece bilgisayar sistemleri ile elde ettiğimiz çözümler daha kararlı ve doğru sonuçlar üretir [77].

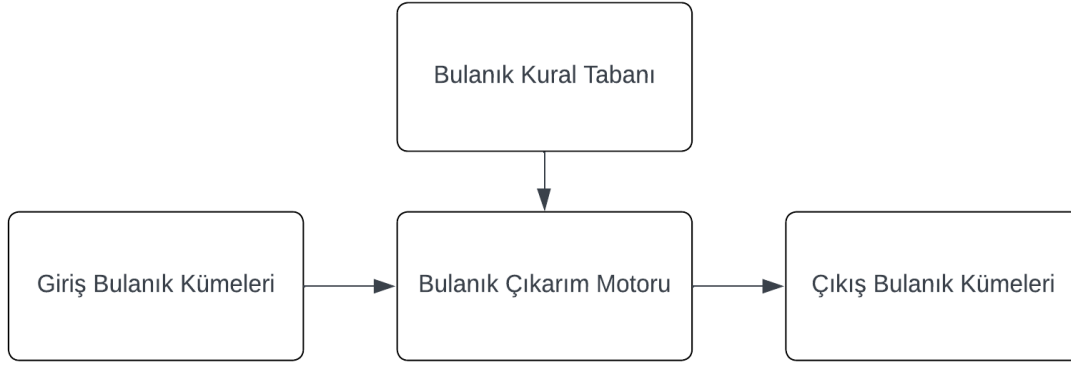
Bulanık mantık ile kontrol edilen bir sistemin kuralları içerisindeki çok az, az, orta, fazla ve çok fazla gibi dilsel ifadeler belirli aralıktaki sayısal değerleri ifade ederler. İfade edilen değerleri tanımlayan oluşuma ise küme denir. Kümeyi oluşturan her bir eleman farklı öneme sahip olabilmesine rağmen etkisi fazla olan elemanlar sistemin çıkışında daha belirleyicidir. Kuralların oluşturulmasında kullanılan "eğer" kelimesi ile ilgili sistemin girişlerine bağlı olarak koşulların tanımlandığı öncül kısmı

oluşturulurken; “ise” kelimesinden sonra sistemin kontrolü ile ilgili olan kural çıkarımı tanımlanmış olur. Klasik sistemlerde sistemin davranışında sayısal işlemler yapılırken, bulanık mantıkta ise dilsel ifadeler de kullanılmaktadır [77].

Bulanık mantık tasarımını / yaklaşımını oluşturan birimlerin görevlerini incelediğimizde, kimileri sayısal ifadeler ile dilsel ifadeler arasındaki karşılıklı dönüşümleri gerçekleştirirken kimileri ise dilsel olarak tanımlanan kural tabanına göre çıkarım işlevini yerine getirir. Bu birimler ise özetle altı başlık altında toplanabilir [76,77]. Bunlar;

- i. **Genel Bilgi Tabanı:** Giriş değişkenleri ile bu değişkenlere ait verileri içerir.
- ii. **Bulanıklaştırıcı:** Çözülmesi hedeflenen bir problemin, üyelik fonksiyonlarının tasarlanması ile başlayıp, bulanık önerme değişkenleri ile kurallarının belirlenmesi ve kural tabanının oluşturulmasına kadar uzanan süreç bulanıklaştırma denir. Bulanıklaştırma sürecinde, bir sistemdeki öğelerin sahip olduğu değerlere göre 0 ve 1 aralığındaki üyelik değerleri belirlenir. Eğer ilgili değer üyelik fonksiyonuna tam üye ise 1 ve üye değilse 0 değerini alır.
- iii. **Bulanık Kural Tabanı:** Giriş verileri ile çıkış verileri arasındaki ilişkinin tanımlandığı, “eğer-ise” türünde yazılabilen mantıksal kuralların tümüdür.
- iv. **Bulanık Çıkarım Motoru:** Bulanık kural tabanına göre tüm sistemin, girişlere göre üreteceği çıkışı belirler.
- v. **Durulaştırıcı:** Bulanık mantık sisteminin temelinde yer alan bulanık çıkarım ünitesinden elde edilen bulanık verilerden yararlanılabilmesi için bulanık değerlerin durulaştırılarak kesin sayısal değerler elde edilmesi gereklidir. Durulaştırma işlemi sonrasında kesin sayılar elde edilir.
- vi. **Çıkış:** Durulaştırıcı birimden elde edilen veriyi sistemin çıkışında istenilen formata dönüştürür.

Şekil 2.1’de Genel Bulanık Mantık Sistemi görülmektedir.



Şekil 2.1. Genel bulanık mantık sistemi blok diyagramı

Bulanık çıkarım motorunu incelediğimizde en yaygın olarak kullanılan iki farklı yaklaşımla karşılaşmaktayız. Birincisi Mamdani ve ikincisi Takagi-Sugeno-Kank (artık kısaca TSK olarak ifade edilecektir) metodudur.

Mamdani metoduna göre deneyimli insan operatörlerden elde edilen bir dizi dilsel kontrol kuralları sentezlenerek, bulanık kural tabanı oluşturulur. Sistemin giriş verileri için giriş üyelik fonksiyonları bulanık üyelik değerleri hesaplanır ve bu üyelik değerleri bulanık kural tabanına göre çıkarımlar yapılır. Başka bir deyişle dilsel ifadelerle elde edilen kural tabanından yararlanılır [78].

Takagi-Sugeno-Kank (TSK) bulanık sisteminde girdiler sayı ve çıktılar ise girdilerin fonksiyonudur. Takagi-Sugeno-Kank bulanık mantık sisteminde sonuçlar bulanık küme olmadığından her bir kuralın öncül kısmından hesaplanan üyelik derecelerinin ağırlıklı ortalamaları gibi metotlardan yararlanılarak çıktılar elde edilir [79,80].

Takagi-Sugeno-Kank bulanık sistemi kurallarının “ise” bağlacı içermemesi ve matematiksel bir denklem ile tanımlaması, kural çıktılarının gerçek hayattaki sözel bilgileri modelleyememesi bu modelin eksikliğidir. İlgili eksikliğin giderilmesi adına bu sisteme sayısal girişleri bulanıklaştıracak bulanıklaştırıcı birim ile bulanık çıktıları sayısallaştıracak durulaştırıcı birim eklenmiştir [77].

Mamdani ve TSK sistem avantajları Çizelge 2.1’de görülmektedir [79].

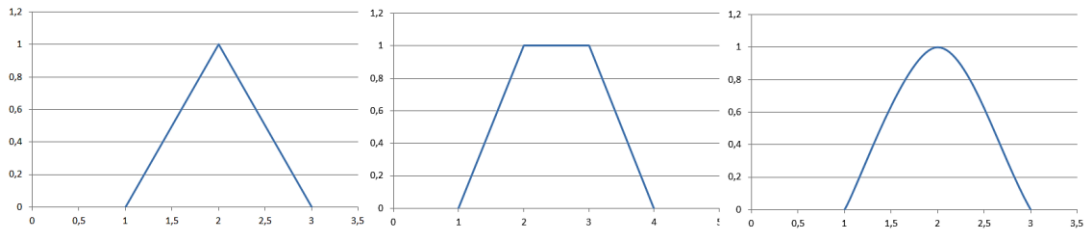
Çizelge 2.1. Mamdani ve TSK metodu avantajları [79]

Fuzzy İnterferans Sistemi	Avantajları
Mamdani	<ul style="list-style-type: none">• Sezgiseldir• İnsan girdisine çok uygundur• Daha yorumlanabilir kural tabanına sahiptir• Yaygın kabul görür
TSK	<ul style="list-style-type: none">• Hesaplama açısından verimlidir• PID kontrolü gibi doğrusal tekniklerle iyi çalışır• Optimizasyon ve uyarlanabilir tekniklerle iyi çalışır• Matematiksel analize çok uygun

2.1.2. Üyelik Fonksiyonları

Üyelik fonksiyonu (MF), girdi uzayındaki her noktanın 0 ile 1 arasında bir üyelik değerine nasıl eşlendiğini tanımlayan bir eğridir. Başka bir deyişle, 0 ile 1 arasında yer alan bir öge için alınan değere, üyelik derecesi denilir ve μ ile gösterilir. Üyelik derecelerinin oluşturduğu kümeye ise üyelik fonksiyonu denir. Bir bulanık kümenin üyelik fonksiyonu, önem eğrisi üyelerinin değerlerini ifade eden eğridir ve en önemli özelliği ise alt küme sınırlarına yaklaşıldığında elde edilen değerlerin azalmasıdır. En değerli bilgiye sahip olan üyelik değeri 1 olmak üzere, 0 ile 1 arasında, taşıdıkları bilginin önemine göre kesikli veya sürekli değerler alabilirler [81].

Üyelik fonksiyonları şekil itibariyle üçgen, yamuk, çan eğrisi olabileceği gibi kesişimler sonucu oluşacak geometrik şekiller formunda da olabilmektedirler. Şekil 2.2 incelendiğinde en yaygın kullanılan üçgen, yamuk ve çan eğrisi türünde üyelik fonksiyonları görülebilir.



Şekil 2.2. Üçgen, yamuk ve çan eğrisi üyelik fonksiyonları [81]

2.2. Makine Öğrenmesi

Bilgisayarlar tarafından öğrenme eyleminin gerçekleştirilmesine makine öğrenmesi denilebilir. Daha geniş anlamda ele alınırsa, bilgisayarların kendisine sunulan bir olay ile ilintili bilgileri öğrenerek, ilgili olay veya türevi niteliğindeki olaylar için karar vermesidir. Bilgisayarların öğrenmesindeki en önemli bileşenin, ilgili olguyu tanıttak örnekler olduğu söylenebilir. Öyleyse örnekler ne kadar kapsamlı, kalabalık, olayla ilişkili ise makine öğrenmesi metodolojisine göre o kadar nitelikli kararlar alınabilir. Makine öğrenmesi metotlarından en yaygın olarak kullanılanlarından birisi yapay sinir ağlarıdır ve örneklerden öğrenmektedirler. Örneklerden öğrenmekten başka keşfederek öğrenme, deney ile öğrenme, analoji yolu ile öğrenme, keşfetmek yolu ile öğrenme gibi yaygın kullanılan makine öğrenmesi türleri de vardır [82,83].

2.2.1. Öğrenme Yöntemleri

Makine öğrenmesinde üç temel öğrenme metodu ile birlikte bu üç temel metodun karma olarak kullanıldığı hibrid metotlarda kullanılmaktadır. Bunlar,

2.2.1.1. Danışmanlı (Supervised) Öğrenme

Danışmanlı eğitim stratejisinde öğrenilecek olguyu temsil eden giriş veri seti ile birlikte çıktı seti de sisteme verilir. Sistem her bir girdi için ayrı ayrı girdiye karşılık gelen çıktıları kullanarak sistemin girişi ile çıkışı arasındaki korelasyonu belirleyerek öğrenme işlevini gerçekleştirir. Yapay sinir ağlarındaki öğrenme türü danışmanlı öğrenmedir [82].

2.2.1.2. Danışmansız (Unsupervised) Öğrenme

Danışmansız eğitim stratejisinde öğrenilecek olguyu temsil eden giriş veri seti sisteme verilir ve sistemin kendisinin girdiler arasındaki ilişkiyi kurması beklenir. Sistemin giriş verilerini analiz ederek sınıflandırır ve veri türünde uzman kullanıcının verileri etiketlemesi ile öğrenme işlemi tamamlanmış olur. Genellikle sınıflandırma problemlerinin çözümünde kullanılır [82].

2.2.1.3. Destekleyici (Reinforcement) Öğrenme

Destekleyici öğrenme her ne kadar danışmanlı öğrenmeye benzese de en büyük farklılığı her bir giriş verisi için üretilen çıktının doğru veya yanlış olduğu yönünde bir komut verilir ve sistem verilen komutları dikkate alarak eğitim işlevini yerine getirir [82].

2.2.2. Yapay Sinir Ağlarının Genel Tanımı

Yapay sinir ağları; insan beynindeki nöronlara, bağlantılarına ve işleyişlerine benzeyen, katmanlar ile düğümlere sahip olan, insan beyni gibi öğrenebilen, yeni bilgiler keşfeden, yorumlayabilen, kendi kendine karar verebilen sistemlerdir [82]. Yapay sinir ağları uzman sistemler gibi konvansiyonel bilgisayar programlarındaki uzmanlar tarafından oluşturulan kural tabanı olmadan kendi kendilerince eğitilmeleri en büyük ayırt edici özelliğidir. Yapay sinir ağına sunulan bilgiler belirli kurallara göre ağı katmanları ile ağı oluşturan nöronların birbirleri arasında var olan bağlantıları arasında (ağırlıklarında) paylaşılarak ayrışabilir ve her bir girdi verisi ile uyumlu şekilde yazılım tarafından bu ağırlıklar hesaplanır. Böylece ağ eğitilmiş olur. Kendi kendilerini eğitme yetenekleri sayesinde, geleneksel programlama yöntemleri ile çözülemeyen veya çözmenin oldukça zor ve yorucu olduğu problemleri kolayca çözebilirler.

Nasıl insan beyninde sinir hücreleri (nöronlar) varsa yapay sinir ağlarında da nöronlar (yapay sinir ağı hücreleri) vardır. Yapay sinir ağını oluşturan nöronların; girişler ile ağırlıkları, toplama işlevi elemanı, aktivasyon fonksiyonu ve çıktı elemanı olmak üzere beş temel elemandan oluştuğu gözlemlenebilir [82,83].

- 1- **Girişler:** Yapay sinir ağı hücresine başka hücrelerden veya dışarıdan bilgi aktarılan yapılardır. Her bir girişin kendisine has bir ağırlık katsayısı vardır.
- 2- **Ağırlıklar:** Bir hücreye alınan bilginin etkisinin belirlenmesine imkân sağlayan sabitlerdir. Ağırlıkların değeri önemini belirler; sıfır olduklarında ilgili girişin etkisinin olmadığı, farklı bir genliğe sahip olduklarında ise etkilerinin olacağı ve genliğin şiddetinin artması ise öneminin artacağı söylenebilir.
- 3- **Toplama işlem elemanı:** Bir nörona dış dünyadan gelen bilgilerin tümünün değerlendirilmesini sağlayan metotlardan birisi, her bir girişten gelen bilginin, o

girişe ait ağırlıklı çarpılarak önemini belirlenmesi şeklinde tespit edilebilir. Bu işlem için toplam fonksiyonu Denklem 2.1’de verilmiştir [82].

$$NET = \sum_i^n G_i A_i \quad (2.1)$$

Bu denklemde,

G_i : Ağın girişlerini,

A_i : Girişlerin ağırlık katsayılarını,

n : Bir nöronun giriş sayısını ifade eder.

4- Aktivasyon fonksiyonu: Bir nörona gelen toplam verinin nöronu aktive edebilecek kadar önemli olduğuna karar veren fonksiyondur. Eğer bilgi yeteri kadar değerliyse, bu bilgiye karşılık gelecek çıkış verisi üretilir. Sigmoid fonksiyonu en yaygın olarak kullanılan fonksiyon olmak üzere, step, relu, softmax, tanh gibi fonksiyonları da yaygın olarak kullanılmaktadır. Sigmoid fonksiyonu Denklem 2.2 ile verilebilir [82]. Ağ tasarımında hangi fonksiyonun kullanılacağına oluşturulan tasarıma göre tasarımcı karar verebilir.

$$F(NET) = \frac{1}{1+e^{-NET}} \quad (2.2)$$

$F(NET)$: Aktivasyon fonksiyonunu,

NET : Toplama işlem elemanı çıktısını ifade eder.

5- Hücrenin çıktısı: Aktivasyon fonksiyonu çıktısı aynı zamanda hücrenin çıktısıdır.

Hücrenin çıktısı başka hücre veya hücrelere aktarılabilceği gibi ağın çıktısı olarak da dışarıya aktarılabilir.

2.2.3. Yapay Sinir Ağı Mimarisi

Yapay sinir ağı mimarisi, katmanlar halinde nöronların bir araya gelerek oluşturduğu bir yapıdır. Nöronlar belirli bir ilkeye göre bir araya gelerek katmanları oluşturur. Her bir katmandaki nöron sayısı, nöron bağlantıları ile alt katmanların sayısı sistemin tasarım ilkelerine göre şekil almaktadır. Yapay sinir ağı mimarisinin genel anlamda giriş, ara katmanlar ve çıkış katmanı olmak üzere üç temel katmandan oluştuğu kabul edilir [82].

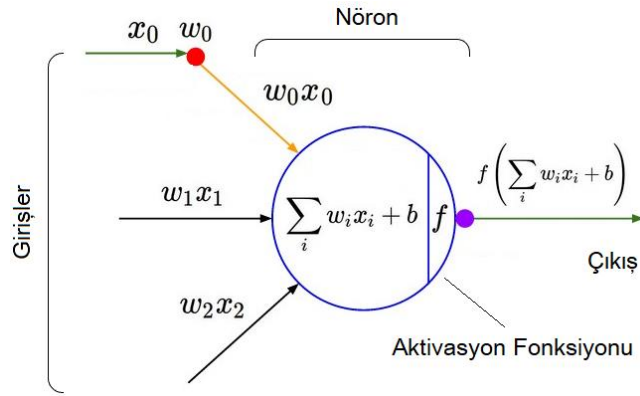
Giriş katmanı: Ağa sunulacak bilgilerin alındığı katmandır. Bilgilerin ağ tarafından işlenebilmesi için öncesinde maskeleme, normalizasyon ve düzleştirme gibi

önişlemlerin yapılması ve ardından ağı sunulması gereklidir. Bu işlemler ardından dış dünyadan alınan bilgiler ara katmanlara iletilir.

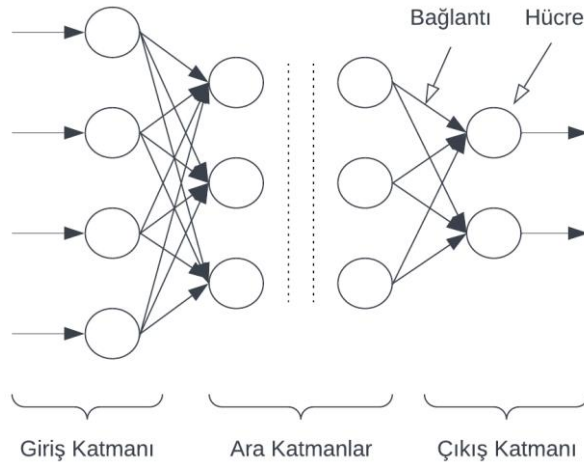
Ara Katmanlar: Nöronlar arasında öğrenme, yorumlama, karar verme, bellekte tutma gibi bilginin analiz edildiği ve işlendiği katmandır.

Çıkış Katmanı: Ara katmanlarda işlenen bilginin dış dünyanın anlayabileceği şekilde dış dünyaya iletiildiği katmandır.

Bir yapay sinir ağı nöron modeli Şekil 2.3.a'da ve yapay sinir ağı mimarisi örneği ise Şekil 2.3.b'de görölmektedir.



Şekil 2.3.a. Bir yapay sinir ağı nöron modeli [84]



Şekil 2.3.b. Bir yapay sinir ağı mimarisi örneği

Temel yapay sinir ağı mimarisinde, yapay sinir ağına sunulacak bilgiler, giriş katmanı nöronları tarafından alınmaktadır ve bu nöronlar aracılığıyla ara katmana iletilmektedir. Basit bir örnek verilirse iki seviyeli bir görüntü dosyasının her bir

pikselinin taşıdığı bilgi, giriş katmanında o pikselin adresine rezerve edilmiş/atanmış nöron tarafından alınır ve ara katmana iletilir. Giriş katmanındaki nöronların birer adet girişi vardır. Ara katman/katmanlar ise giriş katmanından gelen bilgilerin yorumlandığı katmandır. Ağ tasarımı metodolojisine göre bir veya birden fazla katmana sahip olacak şekilde tasarlanabilir. Katmanların sayısı tasarımcının tecrübesi başta olmak üzere çeşitli şekillerde belirlenebilir. Ayrıca ara katmanlardan gelen bilginin ağına çıkışına aktarıldığı katmandır. Her bir nöronun bir veya birden fazla sayıda girişi olabilir, ancak tek bir çıkışı vardır. Problemlerin çözümlerine göre çıkışa aktarılan bilgiler direkt kullanılabilir gibi normalize edilerek de kullanılabilirler.

Yapay sinir ağlarının eğitilmesi prosedüründe ise öncelikle giriş veri seti ile çıkış veri seti ağına sunulur, sırasıyla ağına eğitilmesi ve test edilmesi işlemleri gerçekleştirilir. Ağına eğitimi tamamlandığında ise ağına giriş verileri sunularak ağına bu verileri yorumlaması sağlanır [82,85].

Yapay Sinir Ağı Algılayıcıları katman sayılarına göre incelenebilir. Bu modeller;

2.2.3.1. Tek Katmanlı Algılayıcılar (TKA)

Sadece giriş ve çıkış katmanlarından oluşan basit yapay sinir ağı mimarisidir. Bir veya birden fazla giriş ve çıkışa sahip olabilir. Ara katmanlar olmadığından dolayı zor ve karmaşık işlemlerde başarısızdırlar[82]. Matematiksel olarak Denklem 2.3 ile ifade edilebilir.

$$\zeta = \sum_1^n G_i \cdot A_i + E_i \quad (2.3)$$

Burada,

G_i : Ağına girişlerini,

A_i : Girişlerin ağırlık katsayılarını,

E_i : Eşik değerini ifade eder.

2.2.3.2. Perceptron Algılayıcı Modeli

Bir nöron içeren tek katmanlı algılayıcı modeli, çıkış birimine eşikleme fonksiyonu bloğu eklenerek oluşturulmuş bir algılayıcıdır. Bu sayede ağına çıktısı, Boolean türünde elde edilebilir [82].

2.2.3.3. Çok Katmanlı Ağ Modeli

Yapay sinir ağı öğrenmesinin temel hedefi bir veri seti aracılığıyla ağı eğitilmesi ve istenilen olay(lar) için karar verebilmesidir. Ağı girişine sunulan veri seti komplek veriler içermesi nedeniyle ağı çıktısındaki hedeflere tek katmanlı ağ yapısı ile ulaşamıyorsa, ağı katman sayısı, katmanlardaki nöronlar gibi parametrelerinin güncellenmesi gereklidir. Önerilebilecek yegâne çözüm ise daha gelişmiş bir ağ modeli olan çok katmanlı ağ tasarımıdır [82].

2.2.4. Derin Öğrenme Kavramı

Derin öğrenme makine öğrenmesinin bir alt anabilim dalı olarak literatürde yer almaktadır. Derin öğrenme özünde insan beyninin çalışmasını esas almakta ve bu aşamada yapay sinir ağlarına dayanan bir öğrenim mimarisi olarak geliştirilmiştir. Derin öğrenme kavramının temelini oluşturan derin ağ terimi esasında, on veya daha fazla ara katmana sahip çok katmanlı yapay sinir ağı mimarisini tanımlamaktadır. Derin ağ mimarisi, insan beynindeki sinir hücreleri ile benzer şekilde çalışması programlanan nöronların, ağı birçok katmanında danışmanlı veya danışmansız olarak eğitilmelerine, kendi kendilerine organize olabilmelerine ve nöronların kendi aralarında kısıtlı sayıdaki bireylerle oluşturdukları toplulukların etkileşime girebilmesine imkân verir. Derin öğrenme mimarileri doğrusal olmayan kompleks süreç ve problemlerin analiz edilmesinde için geleneksel yaklaşımlardan daha iyi performans göstermektedirler [83,86].

2.2.4.1. Derin Öğrenme Mimarileri

LeNet ile başlayıp, AlexNet ile gelişimini sürdüren evrişimli sinir ağı mimarileri günümüzde onlarca farklı mimariye evrilmiştir. Her bir ağ mimarisi, katman sayılarından, aktivasyon fonksiyonlarına kadar kendisine has özellikleri barındırır. Literatürde evrişimli sinir ağlarının yer edinmesinde de büyük rol oynayan temel mimarilerden birkaçı verilmiştir.

İlk geliştirilen LeNet mimarisinde mektup gibi postaların üzerinde yer alan adres bilgilerinin, bilgisayarlar aracılığıyla yakalanan 32x32 piksel boyutlarındaki gri seviyeli görüntüler üzerinden elde edilmesi amacıyla geliştirilmiştir. LeNet yapısı sırasıyla; üç konvolüsyon katmanı, Tanh aktivasyon fonksiyonunun yer aldığı iki

pooling (havuzlama) katmanı ile 10 adet rakamı sınıflandırabilen tam bağlantılı çıkış katmandan oluşmaktadır [87].

2012 yılında düzenlenen ImageNet yarışmasını kazanarak literatürde kendisine yer edinen AlexNet mimarisi görüntü işleme problemlerinde oldukça başarılı sonuçlar elde etmektedir. AlexNet mimarisi yapısal olarak LeNet mimarisine oldukça benzemesine rağmen 224×224 piksel boyutlarında yüksek çözünürlüklü renkli giriş görüntülerini işleyebilmesi, daha fazla katman sayısına sahip olması, 60 milyon parametre içermesi, 650.000 nörondan oluşması, 1000 farklı türde etiket içeren bir çıkış katmanı gibi üstün özellikleri ile LeNet mimarisinden ayrılmaktadır [87].

GoogLeNet mimarisinde, LeNet ve AlexNet mimarilerinin temel özelliklerinin referans olarak alındığı ve bu mimarilere göre daha az sayıdaki konvolüsyon katmanlarının kullanılarak, ağ parametre sayısının azaltılması sonucunda aşırı uyum probleminin çözülebilmesi hedeflenmiştir. Yine daha önce geliştirilen ağlardan farklı olarak eklenen inception katmanı, konvolüsyon katmanları sonucunda oluşan aktivasyon haritalarındaki ayırık korelasyon desenlerini tespit edilmesini ve bu elde edilen bilgilerin bir araya getirilerek sınıflandırma başarısının artırılmasını sağlamışlardır. Tüm bu gelişmiş özelliklerinin aksine GoogLeNet, 4 milyon parametre içermekte, 60 milyon parametre içeren AlexNet'e göre oldukça az sistem kaynağı kullanmakta ve oldukça hızlı sonuçlar üretmektedir [87].

Kronolojik olarak ele alındığında LeNet ile başlayan derin öğrenme mimarilerinin gelişim süreci günümüzde ivmelenerek devam etmekte ve literatüre yeni mimariler/algortmalar eklenmektedir. Bu tez çalışmasında ise AlexNet başta olmak üzere, GoogLeNet, ResNet, Vgg16, Vgg19, Inception, ShuffleNet ve Xception mimarileri kullanılmış ve özelliklerine Çizelge 2.2'de yer verilmiştir.

Çizelge 2.2. Tez çalışmasında kullanılan derin öğrenme mimarileri [88]

Derin Öğrenme Mimarisi	Geliştiren Ekip	Geliştirilen Yıl	Parametre Sayısı	Katman Sayısı	Giriş Veri Boyutu
AlexNet	Krizhevsky <i>et al.</i>	2012	62M	8	224x224
GoogLeNet	Szegedy <i>et al.</i>	2014	4M	144	224X224
Vgg16	Simonyan <i>et al.</i>	2014	138M	16	224X224
Vgg19	Simonyan <i>et al.</i>	2014	144M	19	224X224
ResNet(18)	He <i>et al.</i>	2015	11.2M	72	224X224
Inception(V3)	Szegedy <i>et al.</i>	2015	23.8M	316	299x299
ShuffleNet	Zhang <i>et al.</i>	2017	1.5M	50	224X224
Xception	Chollet	2017	23M	171	299x299

2.2.4.2. Derin Öğrenme Kütüphaneleri

Fonksiyonlar, sınıflar, sabitler, yapılandırma ayarları, optimizasyon parametreleri gibi yazılım bileşenlerinin kolaylıkla projeye eklenmesini sağlayan kaynaklara, yazılım kütüphaneleri denmektedir. Derin öğrenme algoritmaları yazılım kütüphanelerini oldukça geniş bir yelpazede akademisyenler, vakıflar, üniversiteler ve şirketler tarafından geliştirilmektedir. En yaygın olarak kullanılan programlama dilleri olan Matlab, Python gibi programlama dilleri için Deep Learning Toolbox, Keras ve TensorFlow adında kütüphaneler geliştirilmiştir ve geliştirilmeye devam edilmektedir. Literatürde en yaygın kullanılan derin öğrenme kütüphaneleri Çizelge 2.3'te verilmiştir [88].

Çizelge 2.3. Literatürde en yaygın kullanılan derin öğrenme kütüphaneleri [88]

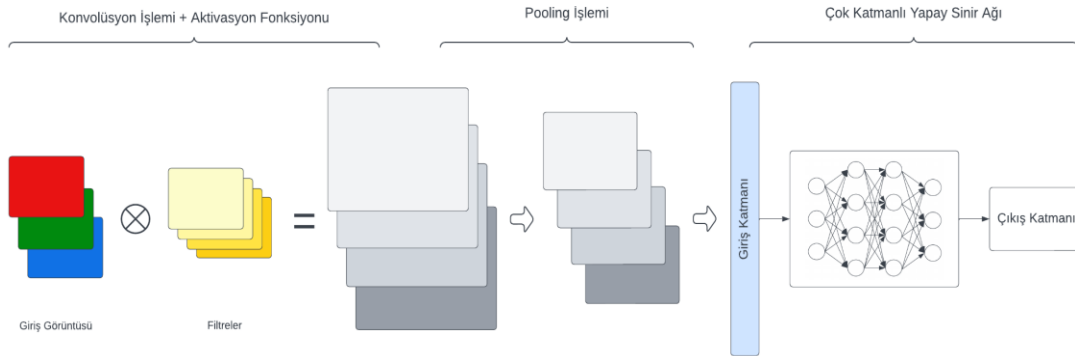
Kütüphane Adı	Geliştirici
ConvNet	Matlab
Deep Learning Toolbox	Matlab
cuDNN	NVIDIA
Theano	MILA Lab
TensorFlow	Google
PyTorch	Facebook AI Araştırma Laboratuvarı (FAIR)
Keras	Google
Mxnet	Amazon
Caffe	BVLC
Microsoft Cognitive Toolkit (CNTK)	Microsoft

2.2.5. Konvolüsyonel (Evrışimli) Sinir Ağları

Konvolüsyonel sinir ağları, çok katmanlı algılayıcıların gelişmiş bir türüdür. Konvolüsyonel sinir ağları algoritması; canlıların görme merkezi incelenerek, görme eylemini taklit edecek şekilde, canlıların görme yeteneklerinin bilgisayarlara kazandırılması hedefiyle geliştirilmiştir. Canlılarda, bir cisimden gelen görüntü görme merkezi olarak anılan bölgeye düşmekte ve burada yer alan farklı görme hücreleri resmin farklı özelliklerini algılamaktadır. Görme teorisine göre gözümüzde nesnelerin kenarlarını algılayabilecek basit hücreler olduğu gibi, resmin bütünü algılayabilen karmaşık yapıda hücreler de yer almaktadır. Aynı teoriden yola çıkarak geliştirilmiş olan evrışimli sinir ağları türevleri arasında nöronların basit şekiller için

tasarlanmalarıyla birlikte karmaşık ayrıtlar, köşeler hatta şekilleri dahi tespit edebilecek, kompleks yapılar hakkında karar verebilecek yapıda olanları da yer almaktadır [89]. Konvolüsyonel sinir ağlarının hiyerarşik yapısı incelendiğinde; giriş, filtre, konvolüsyon(evrişim), pooling (havuzlama), çok katmanlı yapay sinir ağı katmanı gibi birden fazla katmana sahip olarak tasarlandığı görülebilir. Giriş katmanı ile alınan bilgilerin öncelikle konvolüsyon ve pooling işlemlerine tabi tutulduğu, ardından ise çok katmanlı yapay sinir ağı ile elde edilen bilgilerin sınıflandırıldığı görülmektedir. Ağın her bir katmanının çıkışının diğer katmanın girişi ile bağlı olduğu görülmektedir. Çok katmanlı yapay sinir ağı katmanında bir veya birden fazla gizli katmanın yer alabileceği, her bir katmanda giriş verisinin ayrı bir özneliğinin öğrenilebileceği ve yeni sunulan bilgilerin yorumlanabileceği söylenebilir.

Evrişimli ağlar mühendislik disiplinleri uygulamalarının çoğunda son derece başarılı olmuştur. "Evrişimli sinir ağı" terimi, ağı oluşturan katmanlarda konvolüsyon (evrişim) işleminin matematiksel olarak uygulanmasından kaynaklanır. Konvolüsyon işlemi, iki boyutlu uzayda gerçekleştirilen özel bir nitelikteki doğrusal işlemdir. Evrişimli ağlar ise katmanlarında giriş verisi ile konvolüsyon filtreleri arasında skaler matris çarpımı işlevi yerine konvolüsyon işlemi uygulanan yapay sinir ağlarıdır [90]. Aşağıda yer alan Şekil 2.4'te Konvolüsyonel Sinir Ağı mimarisi görülmektedir.



Şekil 2.4. Konvolüsyonel Sinir Ağı mimarisi

Şekil 2.4'te verilen ağ mimarisi incelendiğinde renkli görüntüler için geliştirilmiş evrişimli sinir ağı temel mimarisi verilmiştir. Ağdaki giriş katmanına RGB renk uzayında verilen her bir kanal için giriş imajı görüntüleri, filtreler ile konvolüsyon işlemine tabi tutulmaktadır. Konvolüsyon işlemi ardından pooling katmanı ile pooling katmanını takip eden çok katmanlı yapay sinir ağı görülmektedir. Bu işlemler gerçekleştirilirken Stride ve Padding terimleri ile karşılaşmaktadır. Stride

terimi filtrenin kaç birim hareket edeceğini ve Padding terimi ise giriş görüntü matrisine uygulanacak kenar doldurma işlemi piksel sayısını ifade etmektedir. İlgili evrişimli ağ mimarisi görüntü işleme alanında kullanıldığında katmanların görevleri ve gerçekleşen işlemler özetle dört ana başlık altında açıklanabilir [90].

a) Giriş Katmanı

Görüntülerin evrişimli sinir ağı sistemine aktarıldığı katmandır. Renkli görüntülerde her bir renk katmanı için bir alt katman giriş katmanında yer almaktadır. Sıklıkla kullanılan RGB renk uzayındaki renkli görüntülerde üç alt katman ve gri seviyeli görüntülerde ise bir alt katman yer almaktadır. Giriş katmanı görüntü matrisi olarak ifade edilebilir [90].

b) Konvolüsyon Katmanı

Geleneksel sinir ağı incelendiğinde, nöronların giriş ağırlıkları ile çıkış verisi elde edilir. Ağ düzeyinde incelendiğinde ise giriş katmanı verisi bir ağırlık matrisiyle çarpılarak çıkış elde edilir. Görüntü işleme gibi bir alanda ise giriş verisi ile ağı katman sayısının oldukça artmasına paralel olarak ağda yapılacak matematiksel hesaplamalarda üstel olarak artacaktır. Bu durum bilgisayarların oldukça fazla işlem yeteneğine sahip olmasını ya da uzun süreler hesaplama yapmasını gerektirecektir. Örneğin bir görüntü dosyasını ele aldığımızda milyonlarca pikselden oluştuğunu görebiliriz. Ancak görüntünün bütününe göre oldukça sınırlı bir alanı kapsayan, onlarca piksel gibi sınırlı bir bölgeden oluşan ayrıtların, köşelerin veya kenarların anlamlı özelliklerini filtreler yardımıyla algılayabiliriz. Bu hem ağı bellek gereksinimi başta olmak üzere bilgisayar sisteminin kaynaklarını daha az kullanması anlamına gelmektedir hem de daha az parametre üzerinde çalışılmasını sağlamaktadır [90].

Matematiksel anlamda konvolüsyon katmanı, ESA mimarisini diğer mimarilerden ayıran en önemli bileşendir. Giriş katmanındaki görüntü matrisi ile filtreler, konvolüsyon işlemine tabi tutulur ve aktivasyon haritaları (matrisleri) elde edilir [10].

Konvolüsyon işlemi Denklem 2.4'te verilmiştir.

$$K[m, n] = G[i, j] * F[k, l] \quad (2.4)$$

İlgili denklemde,

$K[m, n]$: Konvolüsyon işlemi sonucu elde edilen aktivasyon haritası matrisi,

$G[i, j]$: Giriş katmanı matrisi,

$F[k, l]$: Filtre matrisidir.

Bir piksel oluşturmak için yapılan konvolüsyon işlemi Denklem 2.5'te örneklenmiştir. (Stride=1 ve Padding=0 alınmıştır)

$$K[1,1] = G[1,1]x_F[1,1] + G[1,2]x_F[1,2] + G[1,3]x_F[1,3] + G[2,1]x_F[2,1] + G[2,2]x_F[2,2] + G[2,3]x_F[2,3] + G[3,1]x_F[3,1] + G[3,2]x_F[3,2] + G[3,3]x_F[3,3] \quad (2.5)$$

Konvolüsyon işlemi özetlemek gerekirse; bir filtre ile filtre boyutundaki görüntü katmanı alt matrisinin skaler çarpımı ile elde edilen çarpım matrisinin elemanlarının toplamıdır.

Elde edilen matris elemanlarının negatif değerler almasını önlemek için aktivasyon fonksiyonuna aktarılır. Aktivasyon fonksiyonu olarak en yaygın kullanılan ReLU (Rectified Linear Units Layer) fonksiyonu Denklem 2.6'da verilmiştir.

$$ReLU: f(x) = \max(0, x) \quad (2.6)$$

x : ReLU Aktivasyon fonksiyonu giriş değerini,

$f(x)$: ReLU Aktivasyon fonksiyonu çıkış değerini ifade eder.

ReLU aktivasyon fonksiyonu biyolojik sistemlere benzer şekilde çalışır. ReLU aktivasyon fonksiyonunun çalışması, beyindeki nöronların iletimde olmaları ve iletimde olmamaları şeklinde çalışmalarına benzer [86].

c) Havuzlama (Pooling) Katmanı

Giriş katmanındaki ilişkisiz/az değerli verilerin ağda ilerlemesinin engellenerek, en değerli verilerin ağda ilerlemesinin sağlanması için havuzlama (pooling) işlemi uygulanır. Ayrıca giriş katmanındaki veri fazlalığının azaltılarak, ağın eğitim sürecinin hızlandırılması ve eğitim aşamasında ağ tarafından kullanılan bellek miktarının düşürülmesi havuzlama işleminin sonucudur. Havuzlama işlemi, konvolüsyon katmanı ardına eklenen havuzlama katmanında gerçekleştirilir. Maksimum havuzlama en yaygın kullanılan havuzlama işlemidir. Maksimum havuzlama işleminde, bir pencerede ele alınan havuzlama giriş matris elemanları seçicisi, giriş görüntü matrisi elemanları üzerinde hareket ettirilerek bir görüntüdeki en önemli/en değerli bilgiye sahip piksellerin değerini üretir [86].

Havuzlama katmanında aktivasyon haritası matrisinin boyutunu azaltmak için pooling işlemi gerçekleştirilir. Havuzlama katmanında pooling işlemi aracılığıyla her bir aktivasyon haritasındaki bir grup öge için aralarındaki en anlamlı olanı seçilir ve diğer katmana aktarılır. Konvolüsyon katmanın çıktısındaki anlamlı verileri elde etmenin yanı sıra anlamsız verilerin bir sonraki katmana aktarılmasının önüne

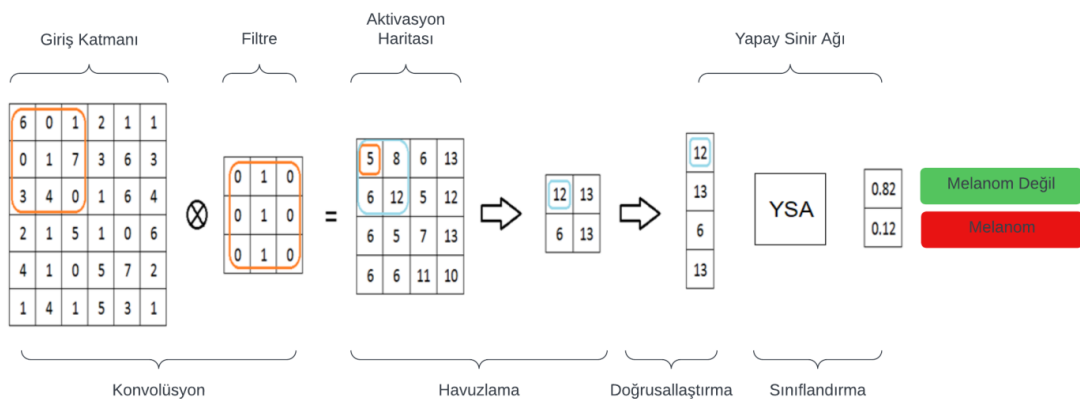
geçilerek anlamsız verilerin aktarılmasının oluşturacağı işlem ve zaman kaybının ortadan kaldırılması için havuzlama işleminden yararlanır. En büyük değere sahip olan ögenin seçildiği max pooling en yaygın kullanılan yöntem olmakla birlikte ortalama verilerin alındığı mean pooling gibi türleri de vardır.

Örneğin 2x2 piksel filtre ve 2 piksel stride parametreleri ile Max Pooling işlemi yapılması aşağıda yer alan Şekil 2.5'te görülebilir. Bu işlem 2x2 piksel boyutundaki alt matrislerin en büyük elemanların seçilmesiyle gerçekleştirilir [10,91].

d) Sınıflandırma Katmanı

Görüntü işleme uygulamalarında genellikle yapay sinir ağları yardımıyla sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir. Pooling katmanının çıktısının bir sütun matrisi haline dönüştürülmesiyle oluşturulan tek boyutlu katman, yapay sinir ağının giriş katmanı olarak tanımlanır. YSA, bu verileri kullanarak çıkış üretir. YSA'nın çıkış katmanındaki her bir nöronda ESA'na verilen görüntünün hangi sınıfa ait olduğu olasılığı yer alır. En yüksek olasılığa sahip olan çıkış nöronu sınıfı, ağın tahminidir.

Aşağıda yer alan Şekil 2.5'te verilen örnekte melanom tanısı için geliştirilen bir Konvolüsyonel Sinir Ağının konvolüsyon, pooling ve doğrusallaştırma işlem adımları görülmektedir. İlgili örnekte Padding=0 ve Stride=1 alınarak konvolüsyon işlemi yapılmış ve filtre=2x2 ve Stride=2 alınarak Max Pooling yapılmıştır. Melanom tanısı için geliştirilen bir konvolüsyonel sinir ağı mimarisi; konvolüsyon, pooling ve doğrusallaştırma işlem adımları Şekil 2.5'te görülmektedir.



Şekil 2.5. Melanom tanısı için geliştirilen bir konvolüsyonel sinir ağı mimarisi işlem adımları

2.2.6. Sınıflandırma Metotları

Bilgisayarlı görü algoritması tarafından giriş görüntüsünün sınıflandırılmasında, segmentasyon ve özellik çıkarımı sonucunda elde edilen veriler kullanılır. Melanoma tanısı konulmasında da diğer bilgisayarlı görü uygulamalarında olduğu gibi segmentasyon ile özellik çıkarımı aşaması elzemdir. Bu aşamada nesne görüntüsündeki nitelikli bilgiler ve görüntünün özellikleri tespit edilir. Elde edilen bilgilerden faydalanılarak melanoma görüntüsünün analizi işlemi iki aşamalı olarak gerçekleştirilir. Birinci aşama olarak lezyon içeren cilt görüntüsünden lezyonlu bölgenin tespit edilmesi gelmektedir. Ardından, tanı yazılımının ikinci hedefi olarak dermoskopik görüntülerin yazılımlarla analiz edilerek görüntünün melanoma olup olmadığı kararı verilir [18].

2.2.6.1. k-En Yakın Komşuluk Algoritması (K-Nearest Neighbor Algorithm [K-NN])

K-en yakın komşuluk algoritmasında görev yapan sınıflandırıcının çalışma esası sorgu vektörü temelli olarak gerçekleşmektedir. Veri seti içerisinde yer alan üyeleri kapsayan vektörün sınıflandırılacak üyelere ait yakınlık derecesi hesaplanarak hangi sınıfa ait olacağı belirlenir [79,92].

2.2.6.2. Karar Ağaçları (Decision Trees)

Karar ağaçları algoritması bir veri seti için eşik değeri (gruplandırma ölçüt değeri) tespit edilerek, ilgili veri setinin ayrıştırılması esasına göre karar verir. Bu işlem istenilen hata payına ulaşılan kadar devam eder [79,92].

2.2.6.3. Lojistik Regresyon (Logistic Regression)

Lojistik regresyon modelleri, bir çıktı değişkeni ve en az bir tahmin edilebilir girdi değişkeni arasındaki ilişkiden yararlanılarak veri kümelerinin sınıflandırılmasını sağlamaktadırlar [92].

2.2.6.4. Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network [ANN])

Yapay sinir ağları ise nöron olarak adlandırılan elemanların birbirleri ile olan bağlantılarının katsayıları, eğitim sonucu belirlenir ve uygulanan giriş için çıkış verisi üretilerek sınıflandırma yapılır [90,92].

2.2.6.5. Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines [SVM])

Destek vektör makineleri, veri seti içerisindeki doğrusal olmayan istatistiksel öğrenme temeli ilişkisinden yararlanarak verileri sınıflandırılabilir [79,92].

2.2.6.6. Aşırı Öğrenme Makinesi (Extreme Learning Machine [ELM])

Aşırı Öğrenme Makinesi geleneksel ileri beslemeli yapay sinir ağı temelli mimariye sahip olmakla birlikte, rastgele atanan giriş nöron bağlantı ağırlıklarına göre ağı eğitilerek sınıflandırmada kullanıldığı algoritmalarıdır [92].

2.2.7. Geleneksel ve Modern Yöntemlerin Mukayese Edilmesi

2.2.7.1. Geleneksel Bilgisayarla Görme Teknikleri ile Modern Derin Öğrenme Algoritmalarının Performanslarının Karşılaştırılması

2.2.7.1.1. Geleneksel Görüntü İşlemenin Avantajları ile Geleneksel Yöntemlerin Üstün Yönleri

Geleneksel görüntü işleme yöntemleri, belirli bir sorunu derin öğrenme algoritmaları gibi yapay zekâ temelli yöntemlere göre daha hızlı ve daha yüksek bir doğrulukla, aynı zamanda daha az kod satırıyla çözebilmektedir. Ancak ağı eğitimi, ağı eğitilmesi sürecindeki veri seti ile ilgilidir. Örneğin; uyumsuz, az sayıda ve çıkış ile ilişkilendirmesi güç bir eğitim seti ile eğitilen yapay sinir ağından öğrenilen özellikler, beklenen başarıyı yakalayamayacaktır. Buna karşılık eşikleme, alan hesaplama, segmentasyon ve piksel sayma algoritmaları çok genel bir sorunun çözümünde herhangi bir görüntü için daha başarılı sonuçlar verebilir. Melanoma tanısı başta olmak üzere çoğu yapay zekâ temelli uygulamaya yönelik çözümler, büyük veri kümeleri ile ağların eğitilmesine ihtiyaç duymaktadır. Buna rağmen geleneksel görüntü işleme teknikleri arasında yer alan eşikleme metodu ile melanoma olan bölgenin tespit edilmesi kolaylıkla gerçekleştirilebilir [86].

Bir ağı eğitimi veri seti kısıtlıysa, makine eğitimi verilerini ezberleyebilir ve eldeki görev için genelleme yapamayabilir. Derin yapay sinir ağı içeriğinde her biri karmaşık ilişkilere sahip milyonlarca parametre bulunduğundan, modelin parametrelerini manuel olarak ayarlamak çok zor hatta imkânsızdır. Bu nedenle derin öğrenme modelleri başta olmak üzere yapay öğrenme metodları çoğu araştırmacılar

için kapalı bir kutu gibidir. Sistemin girişi ile çıkışı belli iken sistem içerisinde ne olduğu çoğu zaman anlaşılabilir veya oldukça kompleks yöntemlerle elde edilir [86].

Klasik görüntü işleme yazılımları ise bu konuda şeffaftırlar. Her bir iterasyonda dahi araştırmacılar tarafından tek tek analiz edilebilir sonuçlar üretir ve kolaylıkla yazılıma müdahale şansı sunarlar. Eğer daha iyi doğruluk ve performans elde etmek istenirse algoritmalar iyileştirilebilir ve parametrelerin değişimi kolaylıkla sağlanabilir [86].

Konvansiyonel algoritmaların herhangi bir nesnenin rengine göre tespit edilmesi işleminin işleyişine değinilirse, bu eylemin klasik algoritmalar ile algılanması oldukça kolaydır. RGB renk uzayında yakalanmış görüntü matrisinin var olduğu kabul edilirse, her bir alt renk matrisinin ayrı ayrı istenilen renk değerine olan yakınsamaları hesaplanarak istenilen renk olup olmadığı tespit edilebilir. Ancak yapay zekâ algoritmalarında öncelikle veri setine ihtiyaç duyulmakta ve ardından ağı eğitilmesi gerekmektedir [86].

Tüm bu avantajlarının yanı sıra klasik bilgisayarlı görü algoritmaları, yapay zekâ algoritmalarına göre oldukça düşük sistem kaynağı talebi sayesinde düşük kapasiteli bilgisayarlarda dahi çalışabilir. Bu durum sahip olunan eski bilgisayar sistemlerinin kullanılabilir kılınmasıyla maliyet avantajı sağlarken, yeni nesil bilgisayar sistemlerinde ise hız avantajı sağlamaktadır [86].

2.2.7.1.2. Derin Öğrenmenin Geleneksel Yöntemlere Göre Avantajları

Gerek bilgisayar teknolojisindeki işlem gücü gibi donanımsal iyileşmeler gerekse görüntü sayısallaştırmadaki gelişmelere paralel olarak derin öğrenme temelli uygulamalardan birisi olan, bilgisayarlı görü tabanlı uygulamalar yaygınlaşmış ve yaşantının her evresine dâhil olmaya başlamıştır. Derin öğrenmedeki gelişmelere paralel olarak bilgisayarlı görü alanında nesne algılama, bölütleme, sınıflandırma ve tahminleme gibi alanlarda daha fazla doğruluk yakalanmıştır.

Geleneksel görüntü işleme yöntemlerinde, yerine getirilmesi gereken görevler uzmanlar tarafından en küçük detayına kadar değerlendirilerek programa entegre edilir ve program şekillendirilir. Ayrıca hassas uygulamalarda programcı tarafından ilave parametrelerin belirlenmesi gerekir. Bunun aksine, yapay sinir ağları ve türevi olan derin öğrenme uygulamalarının kendisini eğitme yetenekleri sayesinde,

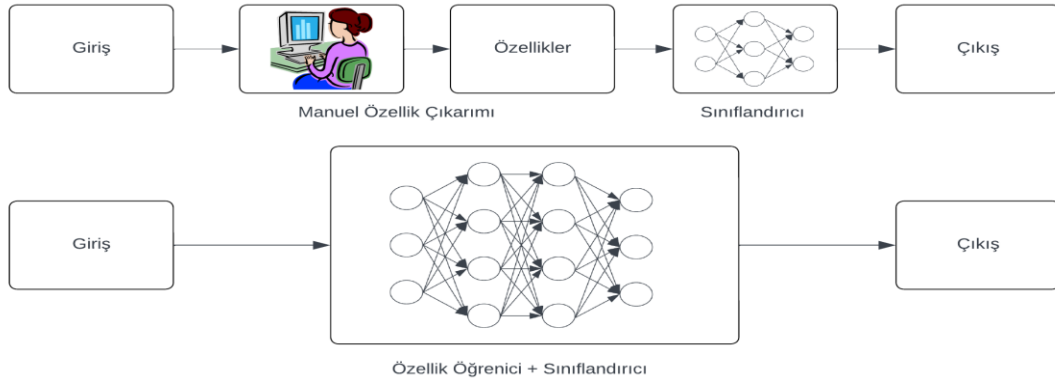
problemlerle ilgili büyük miktarda veri ağına sunularak, ağı eğitilmesi ve karar vermesi sağlanır. Bu süreçte dışarıdan daha az müdahaleye ihtiyaç duyulur.

Eşikleme temelli gri seviyeli bir görüntü segmentasyon uygulamasında, görüntü histogramındaki piksellerin parlaklık değerlerine göre bir eşik değeri tespit edilir ve benzer veri seti içerisindeki benzer nitelikte görüntülere uygulanarak görüntüler segmente edilebilir. Diğer bir durum olan, veri setindeki görüntülerin parlaklık değerlerinin geniş bir bantta dağılım gösterdikleri durumlarda ise, bu klasik eşikleme sistemi kullanışsız olur ve dinamik bir eşikleme değerine ihtiyaç duyar. Bu durumda ise bir uzmanın her bir resim için özneliklerini değerlendirmesi gerekir ki bu hiç de mümkün değildir. Ancak yapay zeka temelli bir uygulama ile segmentasyon işlemi ağına öğretilir. İster dar bir bantta sıkışmış olsun isterse geniş bir bantta dağılım gösteren kendisi öğrenerek ilgili segmentasyon görevini başarıyla tamamlar [86].

Geleneksel nesne tanımlaması uygulamalarında her bir sınıfa ait nesnelere öznelikleri çıkarılarak o özneliklerin tespit edilmesini sağlayacak kod parçalarının üretilmesi ve programa entegrasyonu gerekmektedir. Sınıf sayısı arttıkça bu sınıflara ait nesnelere özneliklerinin çıkarılması ise güçleşecektir. Aynı zamanda bir sınıfa ait nesnelere mikro değişiklikler dahi özneliklerde makro değişikliğe neden oluyorsa, o özneliklerin de tek tek çıkarılıp programa entegre edilmesi neredeyse imkansız hale gelecektir. Başka bir deyişle ilgili görüntünün sınıfının tespit edilmesinde, uzman tarafından görüntüdeki hangi geçerli özelliklerin seçilmesinin gerektiği ile çıkarılacak özneliklerin tespiti imkânsıza yakındır. Bunun yanı sıra uzman tarafından geçerli olduğu düşünülen özellikler tespit edilebilir nitelikte kabul edilebilir ki bu da uzmanın tecrübesini önemli kılmaktadır. Öyleyse yeterli tecrübeye sahip bir uzman, sınıflandırmada gerekli olabilecek özellikleri seçemeyerek programın hatalı çalışmasına sebep olabilir [86].

Yine veri setinin büyümesi uzman tarafından özneliklerin çıkarılıp programa entegrasyonunda oldukça zaman alacaktır ve bu süre saatlerden günlere, günlerden aylara ve hatta yıllara doğru evrilecektir. Tüm konvansiyonel görüntü işleme algoritmalarının olumsuzlukları yapay sinir ağları ve derin öğrenme algoritmaları ile ortadan kaldırılmaktadır. Kendi kendisini eğitebilen, görüntü sınıflarındaki temel kalıpları keşfeden ve otomatik olarak her nesne için veya her belirli nesne sınıfına göre açıklayıcı, göze çarpan özellikleri tespit ederek kullanabilme becerisi, yapay sinir ağları ve derin öğrenme algoritmalarının sahip

olduğu temel özelliklerdir. Bir uzman tarafından el ile (manuel) öznelik çıkarma temelli sınıflandırma uygulaması ile yapay sinir ağı temelli sınıflandırma mimarisi iş akışı Şekil 2.6'da görülmektedir [86].



Şekil 2.6. Bir uzman tarafından manuel öznelik çıkarma temelli sınıflandırma uygulaması ile yapay sinir ağı temelli sınıflandırma mimarisi iş akışı [86]

2.3. Bilgisayar Destekli Teşhisin Önemi

Erken evrede cilt kanserinin görsel olarak tespit edilmesinde çok küçük detaylar dahi oldukça fazla anlamlı ve bilgi içermektedir. Tıp uzmanlarının tecrübesi başta olmak üzere, görüntü yakalamada kullanılan teknolojiler, kullanılan ışık kaynağı, görüntü yakalama metodu ile cilt dokusu gibi etkenler nedeniyle bazen oldukça anlamlı verileri içeren önemli küçük detaylar gözden kaçırılmaktadır. Hastalığın ilerleyen evrelerinde lezyon daha belirginleştiğinde ise görülebilirliği artmaktadır. Ancak evreler ilerlediğinden artık tedavi şansı ve paralelinde ise sağkalım şansı azalmaktadır. Öyleyse erken evre melanoma tanısı konulması önem arz etmektedir. Bilgisayarlı görü yazılımları ise tıp uzmanlarına erken evrede tanı konulmasında yardımcı olmakta ve lezyon hakkında ön tanı oluşturarak dokuya odaklanılmasını sağlayabilmektedir.

Lezyona kesin tanı konulmasında dokudan biyopsi alınması ve alınan doku parçasının histopatolojik incelenmesi gereklidir. Ancak bu prosedür zaman alıcı olmasının yanı sıra hastanın yaşam kalitesini olumsuz etkilemektedir.

Bu dezavantajın üstesinden gelinmesi adına bilgisayarlı tanı sistemleri tercih edilmektedir. Tecrübeli bir doktor tarafından konulan teşhisin güvenilir olmasına ilaveten zaman ve emek isteyen prosedürler gerektirmektedir. Bilgisayarlı tanı sistemleri zamandan ve mesaiden tasarruf edilmesini sağlamanın yanı sıra daha az

deneyimli klinisyenlerin dokuları tanmasına ve daha objektif karar verebilmesi hususunda kendilerine yardımcı bir ikincil karar sunabilirler. Aynı zamanda bilgisayarlı tanı sistemleri tarafından yakalanan doku görüntüleri ve doku görüntülerinin değerlendirilmesi sonucu elde edilen tanı bilgileri ise büyük bir veri tabanı oluşturulmasına imkân sağlar ve yeni teknolojilerin geliştirilmesine olanak verir. Ayrıca aynı görüntünün farklı uzmanlarca değerlendirilmesinde üçüncü bir görüş olarak farklı tanımlar ortaya çıkabilir veya üretebilir. Böylece doku üzerinde yer alan lezyonun tanınması aşamasında hastanın konforunu sürdürülebilir kılar [26].

2.3.1. Dermoskopik Öznitelik Çıkarma

Melanoma olduğundan şüphelenilen bir lezyon görüntüsünün öznitelikleri çıkarılarak, görüntünün taşıdığı anlamlı bilginin; başka bir deyişle, görüntünün etkin bileşenlerinin / tanınmasını sağlayan bileşenlerinin önemli ölçüde öne çıkarılması veya güçlendirilmesi sağlanmaktadır. Dermoskopik çalışmalarda aydınlatma, kamera konumu, karşıtlık ve bulanıklık gibi görüntü özniteliklerinin çıkarılmasında olumsuz etkiler oluşturan bu unsurların tanı konulmasında oluşturdıkları olumsuz etkilerin ortadan kaldırılması konusunda iyileştirmeler yapılmaktadır [93].

Dermoskopik görüntünün tamamında veya kısmi bir bölgesinde var olan desenlerden, yapılar ve örüntülerden elde edilecek olan özniteliklerin tespit edilerek, melanoma tanınması konusunda değerlendirmeye yardımcı olmak için ABCD kuralı başta olmak üzere, Menzies yöntemi, Yedi Noktalı Kontrol Listesi ve Üç Noktalı Kontrol Listesi gibi çeşitli tanı algoritmaları literatürde yer almaktadır.

2.3.1.1. ABCD Kuralı (ABCD Rule)

ABCD dermoskopi kuralı 1994 yılında Stolz ve arkadaşları tarafından tanımlanmış ve dermoskopide kullanılan melanom algoritmalarının ilk yöntemidir. ABCD algoritmasına göre lezyon hakkında yorum yapılabilmesi adına, asimetri (A), sınırlar (B), renkler (C) ve lezyon yarıçapı (D) kriterleri yarı nicel bir sonuç verecek şekilde değerlendirilir. Bu nicel değerlendirme sonucunda elde edilen değerler, her bir skor için belirlenen spesifik ağırlıklarla çarpılarak toplanır ve toplam dermoskopi skoru hesaplanır. Toplam dermoskopi skoru (TDS) dikkate alınarak lezyonun iyi huylu veya kötü huylu olduğu hakkında karar verilebilir. TDS Denklem 2.7 ile hesaplanabilir.

$$TDS = \{(A_{puani} \times 1.3) + (B_{puani} \times 0.1) + (C_{puani} \times 0.5) + (D_{puani} \times 0.5)\} \quad (2.7)$$

İlgili denklemde,

TDS : Toplam dermoskopi skoru,

A : Lezyon asimetri parametresi,

B : Lezyon sınırları parametresi,

C : Lezyon renkleri parametresi,

D : Lezyon yarıçapı parametresi olarak tanımlıdır [26].

TDS sonuçlarının yorumlanmasında ise eğer bir lezyon 4,75'ten düşük bir TDS puanı alıyorsa iyi huylu olarak kabul edilir. 4,75-5,45 arası bir orta TDS değeri için olası melanom olarak kabul edilir, 5,45'in üzerindeki bir ise puan melanomu gösterir. Yine çapı 6mm'den büyük ise ilgili lezyonun melanom olabileceği şüphesi baskındır [61].

2.3.1.2. Örüntü/Desen/Doku Analizi (Pattern Analysis)

Örüntü analizi metoduna göre ilgili lezyon görüntüsünde yer alan desenler/dokular dikkate alınarak ve desenleri oluşturan bileşenler analiz edilerek tanı konulabilir. Bazıları aşağıda açıklanmıştır:

Mavi-Beyaz Örüntü:

İlgili lezyonun dermoskopik olarak tanılanmasında oldukça etkin olan ve melanom olma olasılığıyla neredeyse örtüşen ana özelliği, doku üzerinde mavi-beyaz örüntü gibi davranan yapının bulunmasıdır. Bu örüntü dikkatle incelendiğinde düzensiz olarak dağılmış mavi pigmentasyon alanları ile bu alanların üzerini kaplayan beyaz bir "buzlu cam" benzeri film tabakası ile örneklenebilir [26,60].

Pigment Ağı:

Pigment ağı olarak nitelendirilen yapı ise küçük, eşit aralıklı ağın çevrelediği dokudan daha açık renkli alanlar ile ifade edilen ağ boşlukları ve bu boşlukların oluşmasına etken olan, sık ya da seyrek yapıda dağılmış ince koyu kahverengi ince pigmentlerden oluşan ağ hatlarından oluşan ağ desenleri olarak tanımlanabilir [26].

Çizgiler:

Lezyonun etrafında radyal olarak yer alan pigmentin uzantıları veya lezyonun çevresindeki çıkıntılar dikkate alınarak bu oluşumların simetrik olup olmaması, dallanmaların olup olmaması gibi özellikleri incelenerek karar verilebilir [26].

2.3.1.3. Yedi Noktalı Kontrol Listesi (The Seven-Point Checklist)

Melanomun dermoskopik tanısı için nicel bir puanlama sistemi olarak geliştirilmiş bir tanı algoritmasıdır. Bu yöntem sadece yedi dermoskopik kriterin tanımlanmasını gerektirdiğinden, daha az deneyimli klinisyenlerin de modeli nispeten kısa bir öğrenme sürecinin ardından kullanmaları sağlanabilir [26].

2.3.1.4. Menzies Yöntemi (The Menzies Method)

Melanom tanısı için Menzies tarafından deneyimsiz klinisyenler için geliştirilen basitleştirilmiş bir dermoskopi yöntemidir. Bu yöntemde bir lezyonun melanom olarak sınıflandırılabilmesi için morfolojik özelliklerine göre karar verilir. Bu morfolojik özellikler olumlu ve olumsuz olarak iki kategoride değerlendirilmekte ve dokuz olumlu özelliklerin en az birisini sağlaması ve olumsuz özellikleri ise sağlamaması kuralına dayanarak karar verebilen bir yöntemdir [26].

2.3.1.5. Üç Noktalı Kontrol Listesi (The Three-Point Checklist)

Üç noktalı kontrol listesi, deneyimsiz dermoskopistler için geliştirilmiştir. Bu, pigmentli cilt lezyonlarının değerlendirilmesi için onlara basitleştirilmiş bir algoritma öğretmek onları dermoskopi kullanmaya teşvik etmek içindir. Pratisyen hekimlere bir pigmentle lezyon hakkında ön değerlendirme yeteneği kazandırarak, ilgili lezyonun bir uzman dermatolog tarafından yeniden değerlendirilmesinin gerekliliğini belirlemek için karar verme aracı olarak kullanılabilir [26].

2.3.2. Üst Düzey Özellikler

Lezyon hakkında karar verilmesinde oldukça etkin rol oynayan üst düzey özellikler, dermatologlar tarafından yaygın olarak kullanılan temel metotlara entegre edilerek, lezyonlar arasında daha hassas karar verilmesinde kullanılır. Bu özelliklerden en yaygın olanları ise doku yapıları ve renk bileşenleridir. Pigmentli bir cilt lezyonu, görsel anlamda incelendiğinde ilgili doku özellikleri kabarıklık, kontrast farklılıkları gibi görünür bir doku formuna sahiptir. Ancak temelinde incelenen doku üzerindeki desen, insan görsel sistemi için homojen olarak algılanabilir. Ancak ilgili dokuyu oluşturan piksellerin durumu istatistiksel, yapısal ve dönüşüm tabanlı metodolojiler altında değerlendirilerek; korelasyon, homojenlik, enerji ve entropi değerleri hesaplandığında görüntünün homojen olmadığı ve lezyon ile ilgili detaylı bilgi taşıdığı görülebilir. Lezyon görüntüsünü oluşturan piksellerin RGB renk uzayında

kırmızı, yeşil ve mavi renk kanalı bileşenlerinin varyasyonu tümör dokusunu verir. Renk özellikleri dikkate alındığında aydınlatma yoğunluğuna göre değişmez olma özelliğine sahip olan ve parlaklığın ayrıştırılmasına izin veren HSV gibi renk uzayları üzerindeki istatistiksel verilere dayanarak lezyonun gizli veya diğer renk kanallarında tespit edilemeyen karakteristik özellikleri tespit edilebilir. Yine lezyonu oluşturan piksellerin renk verisi değeri ile çevreleyen cilt piksellerinin renk verilerinin ortalama değeri arasındaki fark, düzensiz aydınlatma etkisinden bağımsız olarak göreceli renk farkının bir ölçüsünü verir. Bu nedenle ortam aydınlatmasından etkilenmeyen bir renk özelliği olarak kullanılır. Burada verilen doku ve renk özellikleri birlikte ele alındığında temel melanoma tanı algoritmalarının sonuçlarını destekleyecek veriler elde edilebilir [94].

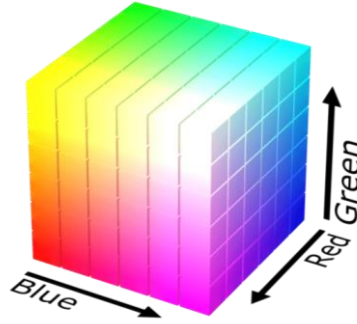
2.4. Renk Uzayları

Renk uzayları, renklerin benzersiz bir şekilde tanımlanması, oluşturulması, görselleştirilmesi ile işlenmesi amacıyla geliştirilmişlerdir. Farklı renklerin görselleştirilme süreci, farklı renk uzaylarının geliştirilmesini de beraberinde getirmiştir. Farklı sistemlerde üretilen renklerin algılanma süreci öznel ve doğası gereği değişken bir süreç olmasından dolayı, renk uzayları ile tanımlanmış olan renk bilgileri, farklı insanlar veya makineler için renklerin standartlaştırılmasını sağlar [95].

2.4.1. RGB Renk Uzayı

RGB renk uzayı, günümüzde dijital sistemlerdeki görüntülerin görselleştirilmesinden, görüntü işleme gibi başlıca kullanım alanları olmak üzere en yaygın kullanılan renk uzayıdır. RGB renk uzayında üç temel renk olan kırmızı (R[red]), yeşil (G[green]) ve mavi (B[blue]) olmak üzere renklerin bir araya gelerek renk uzayındaki diğer renkleri de oluşturması ilkesine göre renk uzayı tanımlanabilir. RGB renk uzayındaki herhangi bir rengin, renk uzayını oluşturan türevleri RGB uzayındaki renk tayfı küpünü oluşturur. RGB bileşenleri ile tanımlanan her renk, RGB renk uzayı küpünün kapsadığı zarfın/hacmin üzerinde bir nokta ile temsil edilir. Tüm gri renkler bu küpün ana köşegenine siyahtan ($R = G = B = 0$) beyaza ($R = G = B = \max$) yerleştirilir. Özel koşul olarak nitelendirilebilecek bu beyaz durumunda RGB renklerinin tümünün etkin olduğu durumdur, siyah durumunda ise tüm renkler etkisizdir [24].

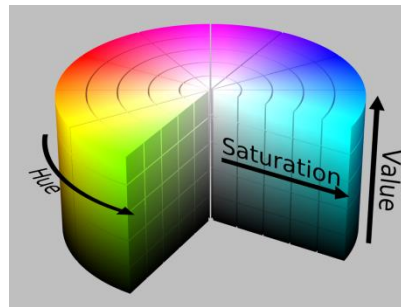
RGB renk uzayı modeli renk tayfi küpü Şekil 2.7' de verilmiştir.



Şekil 2.7. RGB renk uzayı modeli renk tayfi küpü [96]

2.4.2. HSV Renk Uzayı

HSV [Hue, Saturation, Value] (Ton, Doygunluk ve Değer) renk uzayı, 1978'de Smith tarafından RGB renk küpünün, insanlar açısından sezgisel ve potansiyel olarak daha kolay algılanabilmesi için geliştirilmiştir. **Ton değeri** temel olarak renk değeriyle ilişkilidir, belirli bir renk ile o renk için geçerli olan bir referanstan renk altıgeni etrafında katedilen açı olarak tanımlanır. **Doygunluk** ise bir rengin beyaz renk ile ayrışması olarak kabul edilmektedir ve belirlenen rengi tanımlayan renk vektörünün (altıgen izdüşümünde) merkezi gri noktadan belirlenen renge kadar olan uzunluğu olarak tanımlanır. **Değer**, belirlenen rengin siyahtan ayrılmasını ifade eder ve belirlenen rengin altıgen düzlem projeksiyonunun gri eksenini kesiştiği noktanın konumudur. HSV renk uzayı üzerinde çalışılacak hedef rengin, RGB renk küpünden çok daha kolay belirlenmesine imkân sağladığından dolayı, bilgisayarlı görüntü uygulamalarından görüntü işleme uygulamalarına kadar geniş bir yelpazede, RGB renk uzayına göre yoğun olarak kullanılmaktadır [95]. HSV renk uzayı modeli renk tayfi silindiri Şekil 2.8'de verilmiştir.



Şekil 2.8. HSV renk uzayı modeli renk tayfi silindiri [97]

RGB renk uzayından HSV renk uzayına dönüşüm matematiği aşağıda Denklem 2.8, Denklem 2.9, Denklem 2.10, Denklem 2.11 ve Denklem 2.12 ile verilmiştir:

$$MAX = \max\{R, G, B\} \quad (2.8)$$

$$MIN = \min\{R, G, B\} \quad (2.9)$$

$$H = \begin{cases} \text{tanımsız, eğer } MAX = MIN \\ 60 \frac{G-B}{MAX-MIN} + 0, \text{ eğer } MAX = R \text{ VE } G \geq B \\ 60 \frac{G-B}{MAX-MIN} + 360, \text{ eğer } MAX = R \text{ VE } G < B \\ 60 \frac{B-R}{MAX-MIN} + 120, \text{ eğer } MAX = G \\ 60 \frac{R-G}{MAX-MIN} + 240, \text{ eğer } MAX = B \end{cases} \quad (2.10)$$

$$S = \begin{cases} 0, \text{ eğer } MAX = 0 \\ 1 - \frac{MIN}{MAX}, \text{ değilse} \end{cases} \quad (2.11)$$

$$V = MAX \quad (2.12)$$

Burada,

H : HSV Renk uzayı H kanalı bileşenini,

S : HSV Renk uzayı S kanalı bileşenini,

V : HSV Renk uzayı V kanalı bileşenini,

R : RGB Renk uzayı R kanalı bileşenini,

G : RGB Renk uzayı G kanalı bileşenini,

B : RGB Renk uzayı B kanalı bileşenini,

MAX : RGB renk uzayı renk kanalları maksimum değerini,

MIN : RGB renk uzayı renk kanalları minimum değerini ifade eder.

HSV renk uzayından RGB renk uzayına dönüşüm matematiği aşağıda Denklem 2.13, Denklem 2.14, Denklem 2.15, Denklem 2.16 ve Denklem 2.17 ile verilmiştir:

$$H_i = \left[\frac{H}{60} \right] \text{ mod } 6 \quad (2.13)$$

$$f = \frac{H}{60} - H_i \quad (2.14)$$

$$p = V(1 - S) \quad (2.15)$$

$$q = V(1 - fS) \quad (2.16)$$

$$t = V(1 - (1 - f)S) \quad (2.17)$$

$$\text{eğer } H_i = 0 \Rightarrow R = V, \quad G = t, \quad B = p$$

$$\text{eğer } H_i = 1 \Rightarrow R = q, \quad G = V, \quad B = p$$

$$\text{eğer } H_i = 2 \Rightarrow R = p, \quad G = V, \quad B = t$$

$$\text{eğer } H_i = 3 \Rightarrow R = p, \quad G = q, \quad B = V$$

$$\text{eğer } H_i = 4 \Rightarrow R = t, \quad G = p, \quad B = V$$

$$\text{eğer } H_i = 5 \Rightarrow R = V, \quad G = p, \quad B = q$$

H_i, f, p, q, t : HSV renk uzayından RGB renk uzayı dönüşüm denklemleri değişkenleridir.

HSV uzayının insan sezgisiyle iyi uyumluluk, kromatik değerlerin akromatik değerlerden ayrılabilirliği, segmentasyon ve tanıma için bir kanalı (H) kullanma imkânı gibi diğer renk uzaylarına göre önemli avantajları vardır. Özellikle biyolojik sistemlerdeki tanıma uygulamaları için yararlı olan H ve S kanallarından yakalanan öznelikleri, parlaklık değişikliklerinden bağımsız olarak renkli bir nesneyi tanımlamaktadır. H-S renk düzlemi, teknik ve biyolojik nesnelerin tanınması için uygulandığı çoğu durumda elde edilen veriler ton, gölgeler, gölgeleme ve açık tonlardan bağımsızdır [24].

2.4.3. Diğer renk uzayları

RGB ve HSV renk uzayları temelinde olmak üzere onlarca renk uzayı günümüzde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu renk uzaylarından bazıları yeniden tasarlanırken bazıları ise başka renk uzaylarından türetilmişlerdir. En yaygın olarak kullanılan renk uzaylarından birkaçı Çizelge 2.4'te verilmiştir.

Çizelge 2.4. En yaygın kullanılan renk uzayları [24]

Renk Uzayı	Kullanım Yerleri
HSI	Televizyon yayınları, Bilgisayar grafikleri
HSL	Televizyon yayınları, Bilgisayar grafikleri
CIELAB	Bilgisayar grafikleri, Dijital fotoğrafçılık
CIELUV	Bilgisayar grafikleri, Dijital fotoğrafçılık
YUV	Bilgisayar grafikleri

2.5. Cilt Lezyonu Görüntüleme Yöntemleri

Deri lezyonlarının tespit edilmesinde çeşitli görüntüleme yöntemleri geliştirilmiştir, bu yöntemler teknolojinin gelişmesine paralel olarak geleneksel fotoğrafçılıktan multispektral görüntüleme metodlarına kadar geniş bir spektrum arz etmektedir.

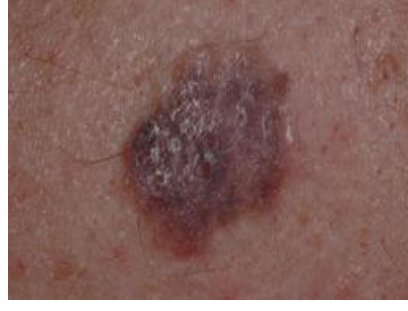
2.5.1. Geleneksel Fotoğrafçılık

Geleneksel kamera ile lezyon görüntüsü yakalanabilir. Bu yöntem ile çıplak gözle görülebilen cildin üst katman görüntüsü yakalanır.

2.5.2. Dermoskopik Görüntüleme Teknikleri

Dermoskopik görüntüleme teknikleri; özel görüntüleme sensörleri, lensler, filtreler, ışık kaynakları ve ekipmanlar kullanılarak lezyonların görüntülerinin yakalanması ve kaydedilmesi için geliştirilmiştir. Gelişen bilgisayar teknolojileri ile birlikte artık bilgisayarlardan yararlanma yolu tercih edilmiştir. Konvansiyonel fotoğraf yakalama teknikleriyle yakalanan lezyon fotoğrafı sadece cilt tabakasının çıplak gözle görülebilir üst tabakasını yakalarken, dermoskopik görüntülenme ile cildin alt tabakalarının da görüntüleri kaydedilebilmektedir. Daha derin tabaka görüntüleri elde edilmesinde optik jel kullanılması gerekebilir. Optik jel sayesinde optik lens sistemi ile cilt arasında optik kuplaj sağlanır ve böylece cilt yüzeydeki yansımalar azaltılarak ikinci cilt tabakası olan epidermisin görüntüsü daha net olarak elde edilmiş olur. Yakalanan fotoğraflar cildin üst tabakasından polarize ışık kaynağı ile yapıldığında daha iyi sonuçlar elde edilmesini sağlar. Böylece melanom teşhisinin ana göstergeleri olan noktalar daha görülebilir olduğundan, globüller, ağlar gibi lezyon yapılarını tahmin etmek daha kolaylaşır [26,98].

Şekil 2.9'da Geleneksel görüntüleme tekniği ile yakalanmış (Pigmentli deri lezyonu örneği) ve ile Şekil 2.10'da Dermoskopik görüntüleme tekniği ile yakalanmış lezyon görüntüsü örneği verilmiştir.



Şekil 2.9. Geleneksel görüntüleme tekniği ile yakalanmış lezyon görüntüsü [99]



Şekil 2.10. Dermoskopik görüntüleme tekniği ile yakalanmış lezyon görüntüsü [99]

2.5.3. Çoklu Spektral Görüntüleme

Deriden daha fazla bilgi almanın bir başka ilginç çözümü de çok spektral fotoğrafçılık teknikleri kullanmaktır. Çoklu spektral görüntüleme tekniklerinden cilt lezyonlarının görüntülenmesinde de yararlanır. Bu teknikte, görülebilir spektrumun haricinde belirlenen dalga spektrumunda görüntü yakalayabilen spektral kameralarla lezyon görüntüleri gerekirse özel ışık kaynaklarından yararlanılarak yakalanır. Bu görüntüler incelenerek, farklı dalga boyundaki ışığı emen pigmentleri yapısında barındıran cilt hücrelerinin konsantrasyonu hakkında bilgi edinilir [26,94].

2.5.4. Ultrasonik Görüntüleme

Ultrason görüntüleme teknikleri, lezyonun görüntülenmesinin yanı sıra melanom olduğu düşünülen lezyonun derinliğinin tespit edilmesinde yararlanır. 30MHz gibi çok yüksek frekanslı ultrasonik yüzey probu yardımıyla lezyon dokusunun derinliği tespit edilir. Lezyonun gelişim evresi derinlik bilgisinden faydalanılarak tespit edilebildiğinden gereken tedavi metotları kolaylıkla belirlenir. Eğer lezyonun

cerrahi bir operasyon ile çıkarılması gerekiyorsa alınacak doku derinliği de belirlenebilir [26,94].

2.5.5. Epilüminesans Mikroskopisi (ELM) Metodu ile Cilt Lezyonlarının Dermoskopik Görüntülenmesi

Dermoskopi, deri dokusunda yer alan pigmentleşmiş cilt lezyonlarının gözlemlenmesinde yaygın olarak kullanılan, dokunun biyolojik ve görsel özellikleri arasında doğrudan bir bağlantı sağlayan bir tanı tekniğidir. Aynı zamanda epilüminesans mikroskopisi (ELM) olarakta bilmektedir. Epilüminesans mikroskopisinin temel hedefi cildin üst tabakasının altında yer alan çıplak gözle görülemeyen epidermis ve papiller dermis tabakasındaki çıplak gözle veya konvansiyonel fotoğrafçılıkla görüntülenemeyen morfolojik yapıların görüntülenmesidir. Böylece yüzey altı yapıların incelenebilmesi sayesinde lezyonlar hakkında daha fazla bilgi edinilebilmekte, daha kolay ve doğru tanı konulabilmektedir. Epidermis tabakasının kolaylıkla görüntülenebilmesi için dermoskop cihazı optik bağlayıcı jel uygulanmış cilt yüzeyine değdirilerek görüntü alınır. Böylece dermoskop cihazının polarize ışık kaynağından çıkan geniş açılı aydınlatma ışığı kolaylıkla cildin alt tabakalarına yansıma veya kırılma olmadan büyük çoğunlukta alt tabakalara iletilir ve bu tabakalar yüksek kalitede gözlemlenir. Cilt yüzeyinde bulunan lekeler, düzensiz pigment yapıları, desenler, ağlar, farklı renklerdeki bölgeler, sınırlar gibi onlarca morfolojik yapı konvansiyonel klinik görüntüleme metotlarına göre çok daha detaylıca gözlemlenebilir [26,94].

ELM görüntüleme monoküler ya da binoküler stereo mikroskoplarla gerçekleştirilebilir. Binoküler stereo mikroskoplar 6 ile 80 arasında yüksek büyütme yeteneğine sahip, lezyonların üç boyutlu görünümüne izin veren cihazlar olmalarına rağmen boyutu, ağırlığı, alan gereksinimleri ve maliyetleri gibi dezavantajlarından dolayı nadiren kullanılırlar. Yaygın olarak kullanılan monoküler mikroskoplar; hafif, küçük, kolay taşınabilir ve ergonomik yapıda olması, nispeten binoküler mikroskoplara göre ucuz olmasından dolayı daha yaygın olarak tercih edilirler. Bu mikroskoplarda genellikle 10 kat büyütme izin veren akromatik bir lens yaklaşık 200 derecelik bir ışık kaynağı ve polarize lens bulunur. Gelişen teknoloji ile birlikte bu mikroskoplar anlık görüntü yakalayabilen bir kamera sistemi ile entegre edilmişlerdir. Yakalanan görüntülerin bilgisayar ekranından takip edilip kaydedilmesi hem kullanım ergonomisi yönünden bir avantaj sağlar hem de

eşzamanlı olarak görüntülerin incelenmesine imkân verir. Dijital ortamda kaydedilen görüntüler bir görüntü kütüphanesi oluşturulmasına imkân sağlamakta ve eldeki veriler üzerinde bilgisayar destekli tanı sistemlerinin geliştirilmesine, eğitilmesine ve test edilmesine hizmet etmektedirler [100].

Epilüminesans mikroskopisi metodu ile cilt lezyonlarının dermoskopik görüntülenmesi sayesinde patern analizi gibi melanoma tanı tekniklerinin hassasiyeti ve doğruluğu artmıştır.

2.6. Görüntü Ön İşleme

Dermoskopik görüntülerde yer alan mürekkep lekeleri, cetvel görüntüleri, hava kabarcıkları, saç, gölgeler, komşu bölgelerdeki kızarıklıklar ile lekeler, eşit olmayan aydınlatma, karanlık bölgeler ve gürültü gibi çeşitli artefaktlar nedeniyle lezyon tespiti oldukça zordur ve bu artefaktların giderilmesi önemli bir hal almıştır. Yine görüntülerde oluşan artefaktlar, basit özelliklerin tespit edilmesi işlemlerinden kompleks sınır algılama ve özellik çıkarma işlemlerine kadar sistemin performansını azaltır. Öyleyse üzerinde çalışılacak lezyon görüntüsünü olumsuz etkileyen, görüntüyü bozan ve bu nedenlerle melanoma teşhisi için verimli bir otonom algılama ve tanı sistemi geliştirme sürecini engelleyebilecek tüm unsurların lokalize edilmesi ile sistemin girişindeki etkisinin maskelenerek ortadan kaldırılması ya da ilgili bölgelerin taşıdığı verilerin etkilerinin şiddetlerinin azaltılması gerekir [94].

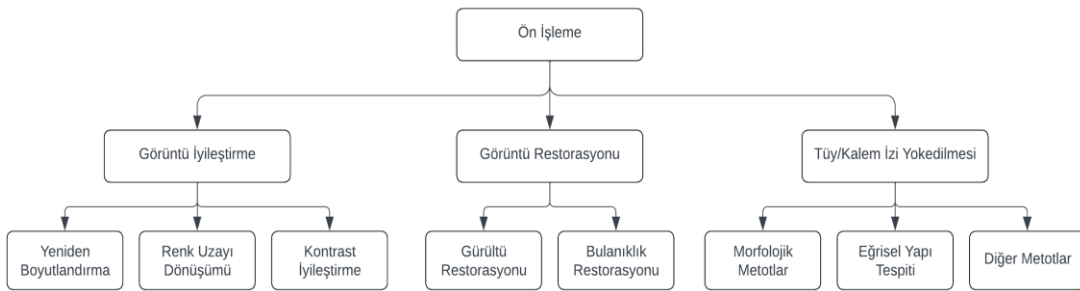
Bu amaçlarla lezyon görüntüleri üzerinde maskeleme, yeniden boyutlandırma, filtreleme, renk alanı dönüştürmeleri, saç algılama ve giderme, gürültünün azaltılması işlemleri uygulanmaktadır. Bu olumsuzluklar ortadan kaldırılmadığında görüntü işlemeyi karmaşıktırmakla birlikte, doğruluk kaybına ve hesaplama süresinde artışa da sebep olurlar. Dolayısıyla ilgili olumsuzlukların ortadan kaldırılması için uygulanan metotlar ise genel manada görüntü ön işleme olarak adlandırılır. Ön işleme için cilt lezyonlarının RGB renk uzayı başta olmak üzere tek kanallı veya çok kanallı görüntüleri kullanılabilir. Örneğin, RGB renk uzayında yakalanan lezyon görüntüsünün mavi renk kanalında, görüntüdeki lezyonlar daha baskın olarak görülebilirler veya gri seviyeli görüntü ön işleme için kullanılabilir. Yine benzer şekilde lezyon görüntüsü yakalandığı RGB renk uzayından HSV, CIELAB, CIELUV gibi diğer renk uzaylarına dönüştürülerek de kullanılabilir. Çok

kanallı görüntülerde her bir kanal için geliştirilen metotlar ayrı ayrı diğer kanallara da uygulanarak elde edilen sonuçlar sistem başarımının artırılması adına bir arada kullanılabilirler [94].

2.6.1. Melanoma Tanısında Uygulanan Görüntü Ön İşleme Yöntemleri

Tıbbi görüntüleme, doktorların melanoma hakkındaki tanı yöntemlerinde köklü değişikliklere neden olmuştur, gözle yapılan muayenelere göre bir kamera ile yakalanan görüntü üzerinde bilgisayar ile işlemler yapılarak görüntüden yakalanabilen veri miktarı artırılmıştır. Bilgisayar destekli sistemler aracılığıyla konvansiyonel gözle muayenede elde edilemeyecek düzeyde muazzam miktarda sayısal veri elde edilir. Bu süreçte yadsınamaz bir katkısı olan bilgisayar destekli tanı sistemlerinde ise giriş görüntülerinin etkilerinin artırılmasını sağlayan, daha kolay yorumlanmasına imkân veren ön işleme sistemleri günden güne daha etkili olmaktadır. Böylece daha doğru bir tanı konulabilir ve hastanın konforunda artış yakalanabilir.

Cilt kanseri görüntü ön işleme sistemi blok diyagramı Şekil 2.11’te verilmiştir [33].



Şekil 2.11. Cilt kanseri görüntü ön işleme sistemi blok diyagramı [33]

Melanoma tanı sistemleri başta olmak üzere görünüş ön işleme yöntemleri, görüntü iyileştirme başta olmak üzere görünüş restorasyonu ve tüy benzeri yapıların görüntüden kaldırılması olmak üzere üç kategoride incelenebilir.

2.6.1.1. Görüntünün İyileştirilmesi (Image Enhancement)

Görüntü iyileştirme ön işleme yöntemlerinin en yaygın kullanılanlarından biridir. Görüntü iyileştirme, otonom lezyon tespit algoritmalarından önce başvurulmuş başlıca yöntemlerden birisidir. Görüntü ön işleme sistemlerinin neredeyse tamamında, belirli bir görev için giriş görüntülerinin anlamlı bileşenlerin etkisi artırılarak ve anlamsız bileşenlerinin ise etkisi azaltılarak görüntünün nitelikleri daha uygun hale getirilir.

Görünü iyileştirmesi uygulamasında parametrelerin seçimi ve değiştirilme şekli iyileştirilmiş görüntünün sunulacağı sisteme göre belirlenir. Frekans domeni yöntemleri ile Uzamsal (spatial) domeni yöntemleri olmak üzere iki kategoride incelenebilir [30].

Uzamsal (spatial) domeni yöntemleri görüntüyü oluşturan piksellerin değerlerine doğrudan müdahale edilir. Örneğin bir pikselin parlaklığının artırılması, parlaklığının azaltılması gibi teknikler başlıca iyileştirme teknikleridir. Frekans domeni yöntemlerinde öncelikle lezyon görüntüsü uzamsal domenden frekans domenine, Fourier dönüşümü gibi metotlar ile aktarıldıktan sonra görüntü üzerinde işlemler gerçekleştirilir. Ardından ters Fourier dönüşümü gibi teknikler ile görüntü uzamsal domene yeniden dönüştürülür. Böyle bir dönüşümle geçiş yapılan frekans domeninde görüntünün parlaklık ve(ya) kontrast gibi parametreleri kolaylıkla iyileştirilebilir [30].

Görüntü iyileştirme üç kategoride incelenebilir.

2.6.1.1.1. Görüntünün Ölçeklendirilmesi

Görüntünün ölçeklendirilmesi, boyutunun azaltılarak veya artırılarak değiştirilmesi şeklinde görüntünün yeniden boyutlandırılmasıdır. Eğer görüntünün boyutu küçültülüyorsa (aşağı yönde ölçeklendiğinde) görüntüde veri kaybı olabilir. Görüntünün boyutu artırıldığında (yukarı yönde ölçeklendiğinde) ise verilerin anlaşılabilirliği artmasına rağmen veri artışı olmaz.

Farklı uygulamaların ihtiyaç duyduğu özel çözünürlükler yeniden boyutlandırma ile kolaylıkla elde edilebilir. Derin öğrenme tabanlı melanoma tanı sistemleri ele alındığında bu sistemlerde kullanılan görüntülerin farklı boyutlarda sunulmasından kaynaklı olarak derin ağların giriş görüntülerinin boyutlarında farklılıklar vardır. Farklı çözünürlüklerde giriş görüntü matrisleri nedeniyle aynı görüntünün farklı ağlarla tanınması aşamasında yeniden boyutlandırma gerekli olmaktadır [30].

2.6.1.1.2. Renk Uzayı Dönüşümü

Görüntü uzayı kavramı bir renk paletini oluşturan tüm renklerin geometrik ve matematiksel bir temsilidir. En basit renk uzayı dönüşümünden en kompleks renk uzayı dönüşümüne kadar geçerli olan genel bir renk uzayı dönüşüm metodu yoktur.

Ancak renk uzayı ile ilgili parametrelerin sayısı genellikle her bir dönüşüm için spesifik olarak tanımlanan metotlara göre gerçekleştirilir.

Melanoma tanılama yöntemleri arasında yaygın olarak kullanılan ABCD metodundaki C (color[RENK]) kriteri tarafından belirtilen lezyonun renk bilgisi, cilt kanserinin tespit edilmesinde doğrudan ele alınan bir parametre olmasından dolayı önemlidir. Ön işleme aşamasında, ileride gerçekleştirilecek işlemlere veri sağlayacak şekilde görüntülerde geliştirmeler yapılabilir. Genel olarak lezyon görüntüleri RGB renk uzayında yakalanmasına rağmen HSV renk uzayı başta olmak üzere HSI, CIELAB gibi renk uzayları dönüşümleri gerçekleştirilir [30].

2.6.1.1.3. Kontrast İyileştirmesi

Kontrast, en temel anlamıyla birbirleri ile kesişen yüzeyler arasındaki parlaklık farkı olarak tanımlanabilir. Melanoma tanı sistemlerinde ise lezyon olduğundan şüphelenilen bölge ile bu bölge haricindeki diğer bir bölge olan arka plandan ayırt edilebilir kılan görsel özelliklerin farkları olarak tanımlanabilir.

Görüntü üzerinde kontrastın yoğunlaştığı bölgeler olabilir. Bu bölgelerde görüntüyü oluşturan komşu piksellerin arasındaki farkın yakınsaması dolayısıyla bilgi kayıpları oluşabilir veya yakınsayan farkın şiddetinin eşik değeri altında kalmasıyla sonuçlanabilir. Böyle durumlarda kontrastın iyileştirilmesi gerekebilir. Birbirleri ile yakınsayan piksellerin değerleri, kontrastın artırılarak iyileştirilmesi sonucunda bilgi kaybı yaşanmadan değerlendirilebilir [30].

2.6.1.2. Görüntü Restorasyonu

Görüntü restorasyonu herhangi bir nedenle bozulmuş, bulanıklaşmış veya üzerine gürültü eklenmiş olan görüntüler üzerindeki bu olumsuzlukların giderilmesi işlemidir. Gürültülerin başlıca sebebi görüntünün yakalanması aşamasında görüntü sensörü başta olmak üzere donanımsal olarak eklenen gürültü olabileceği gibi hatalı olarak uygulanan bir filtre veya konvolüsyon işlemi gibi yazılımsal da olabilir. Görüntü üzerinde oluşan gürültü genellikle görüntülerdeki parlaklık veya renk bilgilerinin rastgele bir değişimidir. Görüntüden elde edilecek bilgilerin gürültü nedeniyle elde edilememesi dezavantajdır. Bu nedenle görüntüler üzerindeki gürültülerin ortadan kaldırılması veya minimum düzeye çekilmesine yardımcı işlemleri uygulanır [30].

2.6.1.3. Tüy, Kalem İzi Gibi Unsurların Görüntülerinin Kaldırılması (Hair Removal)

Bilgisayar destekli melanoma tanı sistemlerinde ön işleme aşamasında en yaygın olarak gerçekleştirilen işlemlerden birisi görüntüdeki tüy, kalem izi gibi unsurların görüntüden çıkarılmasıdır. Görüntülerde yer alan bu istenmeyen artefaktlar görüntüde anlamsız bilgiler oluşturmakta ve bu anlamsız bilgiler tanı sisteminin başarı performansını azaltmaktadır [30].

2.7. Görüntü Bileşenleri Matematiksel Çıkarımları

2.7.1. Görüntü Bileşenleri Ortalaması

Görüntüyü oluşturan piksellerin değerlerinin ortalaması genel anlamda görüntü hakkında bilgi verebilir. Ortalama alındığında en anlamsız veriler dahi dikkate alındığından bilgi kaybı yaşanmadan tüm bileşenlerin taşıdığı bilgilerden faydalanılmış olur. Görüntüyü oluşturan piksellerin parlaklık (intensity) değerlerinin ortalaması; eğer görüntü tek kanallı ise piksellerin aritmetik ortalaması alınarak, çok kanallı ise her bir kanalın ayrı ayrı aritmetik ortalamaları alınarak her bir kanal için tespit edilebilir [101].

2.7.2. Görüntü Entropi Değeri

Bir görüntünün sınıflandırılmasında dikkate alınan bir özneliği ise geçerli sınıflandırma uzayı için entropi değeridir. Görüntüyü oluşturan piksellerin ne kadar sıklıkla değiştiğinin dolayısıyla görüntünün dokusu (texture) hakkında bilgi verir. Böylece kontrast ve piksellerin komşulukları ile olan benzerlikleri hakkında bilgi sahibi olunabilir. Entropi Denklem 2.18 ile hesaplanabilir.

$$Entropi = - \sum_i P_i \log_2(P_i) \quad (2.18)$$

Entropi: Görüntünün Entropi değeridir.

P : Ardışık iki pikselin farkının i değerine eşit olma olasılığıdır [101].

2.8. Cilt Lezyonu Segmentasyonu/Bölütlenmesi

Bir görüntüyü oluşturan her bir piksel analiz edilerek benzer niteliklere sahip komşu piksellerin belirlenmesi ve ortak nitelikteki piksellerin bir araya gelerek bölgeler oluşturmasına segmentasyon denilir. Başka bir deyişle bir görüntü içerisindeki farklı özelliklerin tutulduğu anlamlı bölgelere ayrıştırılmasıdır.

Segmentasyon algoritmaları aracılığıyla lezyonlar belirlenir ve lezyonun tıp uzmanı kullanıcı tarafından kolayca algılanmasını sağlar. Lezyonun doğru tespit edilmesi kadar lezyon sınırlarının doğru şekilde belirlenmesi de önemlidir. Lezyon sınırları eğer lezyonun tamamını kapsamazsa sınırların dışarısında kalan bölgelerden bilgi alınamaz, aksi şekilde lezyon sınırlarının ardına taşılırsa anlamsız bilgiler elde edilmiş olur. Lezyon sınırlarının mümkün olduğunca keskin hatlarla ve lezyon olan bölgeleri kapsayacak şekilde belirlenmesi, geliştirilen segmentasyon algoritmasının başarısına bağlıdır. İyi çalışan bir yazılım lezyonlu bölgeyi net olarak tespit ederken, düşük başarıya sahip yazılım lezyon olmayan lekeleri dahi tespit edebilir. Buradaki başarı kriteri her ne kadar deri lezyonlarının görünümündeki morfolojik farklılıklar olsa da bu farklılıklardan en az şekilde segmentasyon işleminin etkilenmesidir. Segmentasyon başarısını doğrudan etkileyen en önemli neden, sıradan ve pigmentli cilt lezyonu arasında nispeten zayıf bir kontrast farkı bulunmasıdır. Segmentasyon başarısını düşük oranda olsa da etkileyen diğer faktörler ise homojen olmayan aydınlatma, cilt tonundaki değişiklikler, kalem izleri, tüy ve saç oluşumları, hava kabarcıkları, cetvel gibi araçların görüntüde yer alması gibi artefaktlar ile lezyonun fiziksel yapısı ve vücut üzerindeki konumudur. Burada sayılan faktörlerin ne kadar fazlası segmentasyon algoritması geliştirilirken dikkate alınırsa algoritmanın başarı oranında o oranda artacaktır [94].

Segmentasyon teknikleri, düşük seviyeli ve yüksek seviyeli segmentasyon teknikleri olarak iki başlık altında incelenebilir. Düşük seviyeli segmentasyon teknikleri incelendiğinden en yaygın kullanılan metodun eşikleme işlemi olduğu görülmektedir. Eşikleme işlemi kadar yaygın kullanılmamakla birlikte bölge bazlı/temelli metotlar olan; bölge büyütme (Region Growing), bölge ayırma ve birleştirme (Region splitting and merging), öbekleme (Clustering) ve ayır/kenar tabanlı ayır bölütleme (Edge detection) metodu gibi basit yöntemleri içeren geleneksel metotlar vardır. Yüksek seviyeli segmentasyon teknikleri ise yapay sinir ağları gibi sistemlerle karar

verilen, yüksek işlem gücü gerektiren, görüntü ön işleme gibi segmentasyon harici işlemleri azaltmayı hedefleyen yaklaşımlardır [94].

2.8.1. Düşük Seviyeli Segmentasyon Teknikleri

2.8.1.1. Eşikleme

Görüntü işleme çalışmalarının en önemli hedefleri resim içerisinde yer alan nesne/nesnelerin tespit edilmesi ile tespit edilen nesne üzerinde uygulanan metodlardır/çalışmalardır. İlgilenilen nesnenin tespit edilmesi sonucunda, ilgilenilen değerli bilgiye sahip nesne ile arka planda kalan değersiz bilgiye sahip bölgeler ayrıştırılmış olur. Hedef nesne ile arka plandaki nesnelerin/bölgelerin ayrıştırılmasının en kolay yolu, eşikleme metodunun kullanılmasıdır. Eşikleme metodu en temelinde, uzman görüşü başta olmak üzere tecrübeye dayalı veya matematiksel olarak hesaplanan bir eşik değeri ile o eşik değerinin altında ve üzerinde yer alan değere sahip görüntü elemanları olan piksellerin ayrıştırılarak iki ayrı kategoride etiketlenmesi şeklinde gerçekleştirilir. Gelişmiş metotlarda ise birden fazla eşikleme seviyesi olabileceği gibi, görüntüyü oluşturan renk kanalları ayrı ayrı veya bütün olarak kullanılabilir [94, 102, 103].

2.8.1.1.1. Parlaklık Seviyesine Göre Eşikleme

Rasgele seçilmiş gri seviyeli bir görüntüde, hedefte yer alan açık tonlu nesne ile koyu tonlara sahip arka plan görüntülerinin, iki baskın seviyede yığılmış yoğunluk değerlerine sahip olduğunu varsayalım. $f(x, y)$ ile ifade edilen görüntüdeki arka plan nesnelerini ayırtmak için görüntüdeki açık tonlu hedef nesne ile koyu tonlu arka plan nesnelerinin baskın seviyeleri ayırtıran bir eşik (T) seçilir. Görüntüyü oluşturan tüm pikseller eşik değerine göre karşılaştırılarak eğer ilgili pikselin değeri, eşik değerinden büyükse hedef nesneye ait bir nokta olarak, değilse arka plana ait bir notla olarak etiketlenir. Tüm görüntüye bu işlem uygulanarak ayrıştırılmış görüntü $g(x, y)$ elde edilir.[102] Başka bir deyişle, $g(x, y)$ ile gösterilen parçalı görüntü, Denklem 2.19 ile hesaplanır.

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x, y) > T \\ 0 & \text{if } f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (2.19)$$

$g(x, y)$: Eşikleme sonucu,

$f(x, y)$: Giriş değeri,

T : Eşik seviyesi ile ifade edilir.

Eşik seviyesi tek bir değer olduğundan bu türdeki eşiklemeye global eşikleme denir. Eğer ki farklı bölgeler için farklı eşikleme değerleri dikkate alınmıyorsa lokal eşikleme denilir [102].

2.8.1.1.2. Bölge (Region) Bazlı Uygulamalar

Bölge bazlı yaklaşımlar temel olarak görüntüyü oluşturan piksellerin birbirleri ile olan komşuluk ilişkilerinden faydalanırlar. Her pikselin komşuları ile olan benzerlik parametresi ile ilgili bir değer üretilerek benzer değerlere sahip olan bölgeler tespit edilir ve aynı etiket değeri ile etiketlenerek bölgeler kendi aralarında ayrıştırılmış olur [104].

2.8.1.1.3. Kenar/Ayrıt (Edge) Temelli Uygulamalar

Özel tekniklerle görüntüyü oluşturan nesnelerin kenarlarının/ayrıtlarının (edge) tespit edilerek hedef nesnenin ayrıştırılması ilkesine göre çalışan metotlardır.

2.8.1.2. Yüksek Seviyeli Segmentasyon Teknikleri

Esnek Hesaplama (Soft computing) temelli teknikler, yüksek seviyeli segmentasyon teknikleri olarak ifade edilebilir. Esnek hesaplama, analitik formüllerin bulunmadığı veya bu formüllerle çözülemeyen ya da çözüm süreci imkânsıza yakın derecede zor ve karmaşık olan sorunlara verimli çözüm sağlayan, doğal seçilime dayalı yapay zekâ temelli tekniktir. En yaygın olarak kullanılan Esnek Hesaplama (Soft computing) temelli teknikleri ise,

- Bulanık mantık tabanlı algoritmalar
- Yapay Sinir ağı tabanlı algoritmalar
- Sezgisel optimizasyon tabanlı algoritmalar.

Görüntü işleme alanında “state of the art” olarak nitelendirilen yaklaşımlar ise yapay sinir ağı temelli geliştirilen ve görüntü segmentasyonu durumunda İnsan Görsel

Sisteminin (HSV) olağanüstü özelliklerinden yararlanan evrişimli sinir ağları en belirgin yöntemlerdir [104].

2.9. Tanı/Değerlendirme Parametreleri (Evaluation parameters)

Tanı protokolleri hiçbir zaman kusursuz değildirler, bazen hasta olduğu düşünülen kişiler hasta olmayabilirler veya hasta olmadığı düşünülen kişiler hasta olabilirler. Bir lezyonun tanınmasında, lezyondan elde edilen tanı için önemli parametrelerin yanlış değerlendirilerek hatalı tanılama yapılabilmektedir. Özellikle tanı konulmasında toplanılan verilerin keskin bir eşik değerine göre değerlendirilip bu duruma göre karar verilmesi esasından kaynaklanır. Gerçekte hasta olunması veya olunmaması ile hasta değilken hasta tanısı ve hasta iken hasta değil tanısı olmak üzere dört durum vardır. Bu durumlar Çizelge 2.5'te verilmiştir [104].

Çizelge 2.5. Hastalık tanısı hata matrisi

	Gerçek Durum		
		Hasta	Sağlıklı
Tanı Durumu	Hasta(P)	TP	FP
	Sağlıklı(N)	FN	TN

İlgili tabloda tanı satırı ile gerçekteki durum sütunlarına göre bu dört durum değerlendirildiğinde yapılan çıkarımlar ise şöyledir,

- Doğru pozitif (TP) – İlgili deneğin hasta olup, tanının ise hasta olması durumunu tespitidir.
- Yanlış pozitif (FP) – İlgili deneğin hasta olmayıp, tanının ise hasta olması durumunu tespitidir.
- Doğru negatif (TN) – İlgili deneğin hasta olmayıp, tanının ise hasta olmaması durumunu tespitidir.
- Yanlış negatif (FN) – İlgili deneğin hasta olup, tanının ise hasta olmaması durumunu tespitidir.

Tüm bu tanı durumları için geliştirilen sistemin tanı performansı tespit edilebilir.

2.9.1. Duyarlılık (Sensitivity)

Hasta olarak tanılanan (test sonucu pozitif olan / hasta olan) deneklerin, ilgili deney grubundaki hasta olan tüm bireylere oranıdır (TP/TP+FN). Duyarlılık, ilgili testin gerçek hastaları tanıma yeteneğidir [104].

2.9.2. Özgüllük (Specificity)

Sağlıklı olarak tanılanan (test sonucu negatif olan / hastalığı olmayan) deneklerin, ilgili deney grubundaki sağlıklı olan tüm bireylere oranıdır (TN/TN+FP). Özgüllük, ilgili testin hastalığı olmayan denekleri tanıma, yani ilgilenilen durumu dışlama olasılığıdır [104].

2.9.3. Doğruluk (Accuracy)

Doğru tanılanan deneklerin (TP+TN), tüm deneklere (TP+TN+FP+FN) oranıdır ve testin mutlak sayı olarak daha doğru sınıflandırılmış sonuçlar üretmesidir [104].

2.9.4. AUC

ROC eğrinin altındaki alan (AUC), ilgili testin ayırt etme yeteneği hakkında bilgi sunar. Eğri sol üst köşeye yakınlaştıkça ve eğrinin altındaki alan arttıkça, test hasta ve hasta olmayanları ayırt etmede o kadar başarılı olduğu görülür. Eğrinin altındaki alan 0 ile 1 arasında değerleri alabilir. Mükemmel bir sonuç elde edildiğinde AUC değeri 1 e eşit iken ayırt ediciliği çok zayıf olan testin değeri 0,5'tir [104]. Çizelge 2.6'da test başarısı kriterleri verilmiştir.

Çizelge 2.6. Test başarısı kriterleri [104]

Alan	Tanı Doğruluğu
0.9-1.0	Mükemmel
0.8-0.9	Çok İyi
0.7-0.8	İyi
0.6-0.7	Yeterli
0.5-0.6	Kötü
< 0.5	Test Kullanışsız

2.10. Görüntü İşlemede Karşılaşılan Artefaktlar

Dermoskopik görüntülerde sıklıkla karşılaşılan ve görüntü işleme yazılımının performansını etkileyen başlıca artefaktlar şunlardır.

2.10.1. Düzensiz ve Keskin Lezyon Sınırları

Melanom tanı kriterlerinden birisi olan keskin lezyon sınırları, klinik pratikte dermatoloğun deneyimine dayanan, lezyon sınırlarının düzenli olmasını inceleyen sübjektif bir metottur [105].

2.10.2. Saçla Çevrili Lezyon

Dermoskopik görüntülerde bulunan saç veya tüy görüntüleri, lezyonun sınırı ve dokusu gibi bazı bilgileri baskılaması nedeniyle, melanom tanıma ve sınıflandırma görevlerinde bu saç artefaktlarının çıkarılması gerekir [106].

2.10.3. Çok Renkli Lezyon Görüntüleri

Ben türündeki lezyonlar üzerinde genellikle bir veya iki renk baskın iken, melanomlar üç veya daha fazla renk içermesi nedeniyle lezyonda bulunan renklerin sayısı, birçok iyi huylu nevüsün melanomlardan ayırt edilmesinde dikkate alınır [107].

2.10.4. Zayıf Aydınlatmalı Lezyon Görüntüleri

Bir lezyon görüntüsünün incelenmesinde zayıf aydınlatma koşulları nedeniyle tam tespit edilemeyen lezyon rengi, dokusu zayıf veya homojen olmayan aydınlatmadan kaynaklı oluşan gölgelenmeler nedeniyle önemli ölçüde bozulabilir. Ayrıca görüntüdeki bozulma lezyonun rengine ve kullanılan ışık kaynağının türüne bağlı olmakla birlikte, yüzeyin pürüzlülüğü, yüzey ile hem ışık kaynakları hem de kamera arasındaki açılarla uzaklıklarına bağlı olarak etkilenir ve düzensiz aydınlatma düzeltilmezse bu görüntülerin analizi zorlaşır. Örneğin, pigmentli cilt lezyonları, genellikle sağlıklı deriden daha koyu renklidir ve zayıf aydınlatma koşulları altında lezyon olmayan bölgelerin görüntüleri daha koyu olarak yakalanır. Yakalanan koyu renkli bölgeler otomatik segmentasyon uygulamaları tarafından aynı değerle etiketlenebilir [108].

2.10.5. Lezyon Arasında Sorunsuz Geçiş Sahip Görüntüler

Dermatoskopik görüntülerde cilt lezyonlarının saptanması, birçok gerçek nedeniyle önemli ve zor bir görevdir. Lezyon ile lezyon olmayan cilt dokusu arasındaki geçişin pürüzsüz olduğu durumlarda eşikleme temelli segmentasyon algoritmalarının çalışması için gerekli olan keskin eşik değerinin tespiti zorlaşmaktadır [109].

2.10.6. Dermoskopik Jel Kabarcıklı Görüntüler

Dermoskopik görüntüleme cilt yüzeyine uygulanan dermoskopik jel içerisinde hava kabarcıkları gelişebilir ve bu kabarcıklar görüntüde istenmeyen gürültüler oluşturur. Bu artefaktlar cilt yüzeyinin doğru değerlendirilmesini engeller [110].

2.11. Öznitelik Çıkarma (Feature Extraction)

Öznitelik çıkarımı, işlenecek olan ham verideki girdi uzayının tümünü temsil eden ve orijinal veri setinin bütünüyle ilişkili olan bilgilerin çoğunu koruyan, düşük boyutlu alt uzaya dönüşümü sayesinde daha az ilgili olan bilgilerin azaltılması veya kaldırılmasına imkân sağlayan genel bir yöntemdir. Eğer ham veri setindeki özellikler fazla ise sınıflandırıcı öğrenirken zorlanabilir ve geliştirilen modelin performansı olumsuz etkilenebilir. Bunun üstesinden gelinmesi amacıyla boyut indirgeme temelli yaklaşımlar kullanılır ve makine öğrenmesinde ham verilerin kullanılmasına göre daha iyi sonuçlar verir.

Öznitelik çıkarımı amaçlı, boyut indirgeme başta olmak üzere, yüksek boyutlu veri analizi, görselleştirme ve modellemede yaygın olarak kullanılan metotlardır. Öznitelik çıkarımının en basit uygulamalarından birisi olan boyut azaltılmasında yalnızca belirli bir sorunu çözmek için ilgili bilgilerin kolaylıkla algılanabileceği girdi boyutları seçilir [111].

2.12. On-line Melanoma Görüntü Veritabanları

Araştırmacılar için açık erişimli birkaç cilt lezyonu veri tabanları/setleri internet aracılığıyla erişilebilir durumdadır. Aşağıda yer alan Çizelge 2.7’de literatürde yaygın olarak faydalanılan veri setleri ile içerdikleri görüntü sayıları ve erişim adresler verilmiştir.

Çizelge 2.7. Yaygın melanoma görüntü veri setleri [99, 112, 113, 114]

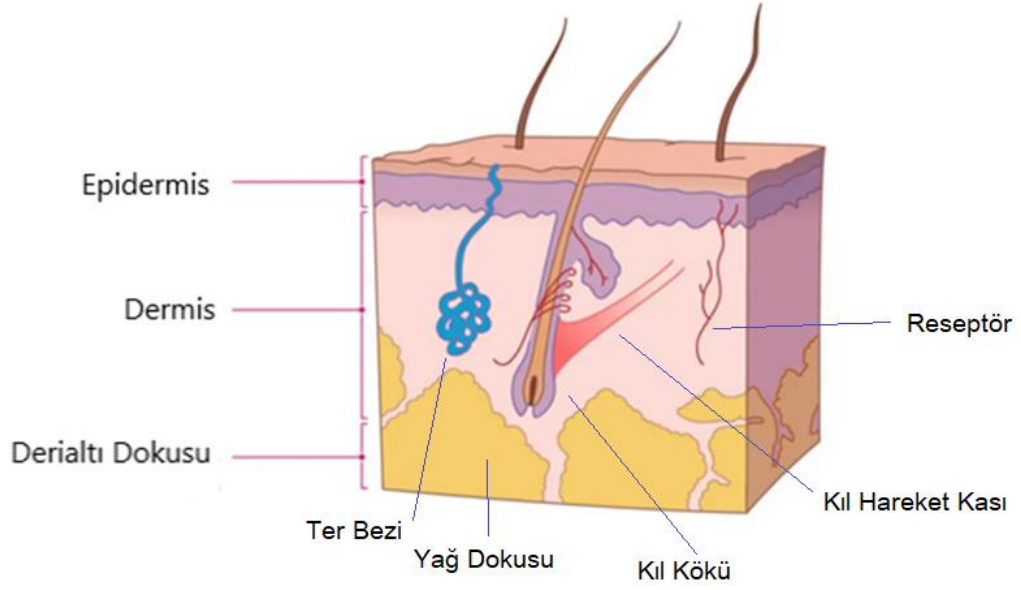
Veri seti	Görüntü Sayısı(yaklaşık)	Erişim adresi
ISIC Archive	150000	https://www.isic-archive.com/#!/topWithHeader/onlyHeaderTop/gallery
PH ²	200	https://www.fc.up.pt/addi/ph2%20database.html
MED-NODE	170	https://www.cs.rug.nl/~imaging/databases/melanoma_naevi/
DermoFit	1300	https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/DERMOFIT/datasets.htm

3. DERİ VE MELANOM

3.1. Deri Yapısı ve Katmanları

3.1.1. Deri

Deri, vücut kütlelerinin yüzde onundan fazlasını oluşturan ve vücudun çevresiyle etkileşime girmesini sağlayan en büyük organdır. Şekil 3.1’de deri yapısı illüstrasyonu verilmiştir. Derinin temel görevi, vücudu/gövdeyi oluşturan dokuların hayatta kalması için bu dokulara karşı zararlı etkenlere sahip olan dış dünyadan izole edilmesidir. Genel bağlamda bu işlevler; koruyucu, homeostazı sürdüren ve algılayıcılık olmak üzere üç türe sınıflandırılabilir. Cildin koruyucu ve homeostatik rolünün önemi, bariyer özelliğinden gelmektedir. İnsanların değişken sıcaklıktaki bir ortamda hayatta kalması, dokulardaki su içeriğinin korunması ve kimyasallar, bakteriler, alerjenler, mantarlar ve radyasyon gibi çevresel tehlikelerin varlığına karşı savunma görevidir. Ayrıca vücut ısısının düzenlemesi, kan basıncı kontrolü ve boşaltım rolleri açısından vücudun homeostazını sürdürmesine yardımcı olması nedeniyle önemli bir rolü üstlenmiştir. Tüm bu özellikleri ile birlikte dış dünyadaki ısı, basınç, ağrı, alerjen ve mikroorganizma girişi gibi çevresel etkilerin algılanmasından direkt sorumlu bir duyu organıdır. Deri, kendisini sürekli yeniler ve onarır [115]. Şekil 3.1’de Deri yapısı ve katmanları görülebilir.



Şekil 3.1. Deri yapısı ve katmanları[116]

3.1.2. Deri Katmanları Yapısı ve Görevleri

Derinin epidermis, dermis ve deri altı yağ (panniculus) olmak üzere başlıca üç katmandan oluştuğu kabul edilmiştir. Bu katmanların en dışında yer alan epidermis tabakası, stratum corneum olarak adlandırılan bir keratin tabakası ile kaplanmış canlı keratinositlerden oluşur. Dermisi oluşturan esas yapı bileşeni, lifsel yapıdaki protein kollajendir. Dermis tabakası, nörovasküler demetleri içeren kollajen septa yapısı ile birbirlerinden ayrılan liposit lobüllerinden oluşmuş pannikulus tabakası üzerinde yer alır. Bu tabakaların kalınlıkları içinde buldukları farklı bölgelere göre değişmektedir. Epidermis tabakası en kalın olarak bulunduğu avuç içi ve ayak tabanlarında yaklaşık 1,5 mm'ye ulaşmaktadır, göz kapağında ise 0,1 mm'den daha az olmak üzere çok incedir. Dermis tabakası ise sırt bölgesinde epidermis tabakasından 30-40 kat daha fazla kalınlığa ulaşabilir. Cilt altı yağ tabakası ise burun bölgesinde oldukça ince olmakla birlikte, karın bölgesinde ise oldukça kalındır [117].

3.1.2.1. Epidermis Bileşenleri

3.1.2.1.1. Keratinositler

Keratinositler ektodermal kökenli, epidermin yüzey kaplamasını (stratum corneum) oluşturmakla kalmayan, aynı zamanda saç ve tırnakların temel yapı taşı olan keratin proteinini üretme işlevine sahip yapılardır [117].

3.1.2.1.2. Melanositler

Melanositler nöral krestten gelişen yapılardır. Normal, güneş korumalı gövde epiderminde melanositler, her on bazal keratinositte yaklaşık bir adet oluşum oranıyla bazal tabakada bulunur. Yüz, genital bölgeler gibi alanlarda vücudun diğer kısımlarına göre melanositler daha yoğundur. Ağır şekilde güneşten zarar görmüş yüz derisi gibi zarar görmüş deride, bazal keratinositlerin sayılarına ulaşabilecek yüksek sayılarda melanositler görülebilir [117].

3.1.2.1.3. Langerhans Hücreleri

Langerhans hücreleri genellikle stratum spinosum'un keratinositleri arasında dağılmış olarak bulunur ve bu tabakadaki hücrelerin %3-5'ini oluştururlar [117].

3.1.2.2. Dermis Bileşenleri

3.1.2.2.1. Damar Ağı Sistemi

Dermal vaskülör/dermal damar ağı sistemi, esas olarak birbirleriyle bağlantılı iki yapıdan oluşur. Birincisi subpapiller pleksus/damar ağı olarak adlandırılan üst yatay ağ olmakla birlikte ikincisi ise postkapiller venülleri ve papiller ile retiküler derminin birleşim yerindeki yolları içerir. Bu ağ sistemi, dermal papillaya zengin bir kılcal damar, uç arteriyol ve venül kaynağı sağlar. Daha derin, alt yatay pleksus dermal-subkutan arayüzde bulunur ve yüzeysel damar ağı sistemindekinden daha büyük kan damarlarından oluşur. Vasküler pleksus ile ilişkili dermal lenfatikler ve sinirlerdir [117].

3.1.2.2.2. Kaslar

Mikro anlamada tanımlanabilecek düz kas, deride vücut tüylerinin hareketini sağlayan kaslar gibi bölgelerde bulunur [117].

3.1.2.2.3. Sinirler

Dermiste yer alan sinir demetleri, nörovasküler demetin bir parçası olarak arteriyoller ve venüllerle birlikte bu katmanda bulunurlar. Dokunma ve basınç gibi duyuların algılanmasında özellikle parmaklarda, avuç içlerinde ve ayak tabanlarında olmak üzere dermal papillada bulunan Meissner cisimcikleri ve ağırlık taşıyan yüzeylerin daha derin kısmında yer alan Vater-Pacini cisimcikleri tarafından değerlendirilir. Sıcaklık, ağrı ve kaşıntı gibi duyular ise algılandıktan sonra, papiller dermiste ve kıl foliküllerinin çevresinde sonlanan miyelinsiz sinir lifleri tarafından iletilir. Dürtülerin transferleri ise dorsal kök gangliyonları yoluyla merkezi sinir sistemine geçer. Sıcak ve soğuk gibi dış dünyanın etkisiyle oluşan duyumlar için sinirlerdeki iletim periferik sinir aksonlarında farklılık gösterir [117].

3.1.2.2.4. Mast Hücreleri

Mast hücreleri, normal bağışıklık tepkisi özelliğinin yanı sıra ani tip duyarlılık, temas alerjisi gibi durumlarda önemli bir rol oynar [117].

3.1.2.3. Subkutan Doku (Yağ)

Dermisin altında, kollajen ve büyük kan damarlarından oluşan fibröz septa ile ayrılmış yağ hücreleri veya liposit lobülleri ile pannikulus yer alır. Septadaki kollajen, dermisteki kollajen ile bağlantılıdır. Epidermisen ve dermisen kalınlığı cilt bölgesine göre değiştiği gibi, deri altı dokusu kalınlığı da ve türü de değişir [117].

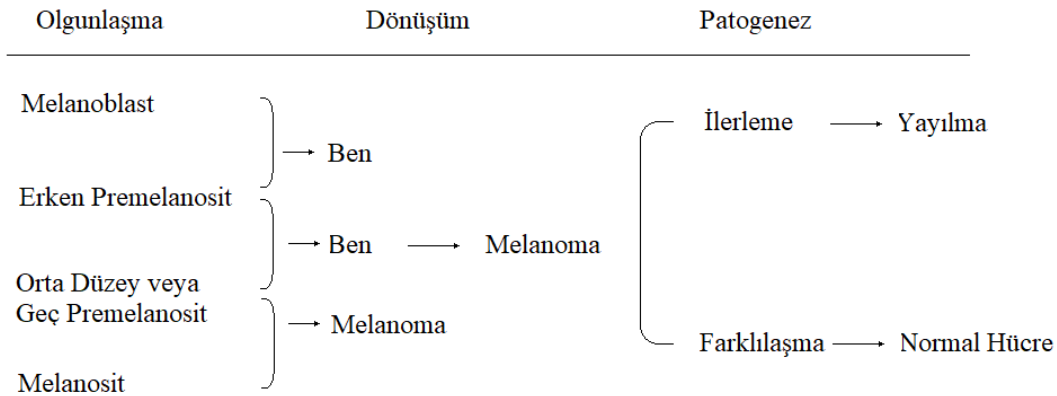
3.2. Melanom

Melanom, melanosit olarak bilinen hücrelerden kaynaklanan / gelişen bir cilt kanseri türüdür. Melanosit hücreleri derinin üst tabakasında bulunurlar ve cildin bronz ve kahverengi tonunu oluşturan melanin adı verilen kahverengi bir pigmenti üretirler. Melanin pigmentinin görevi, cildin derin katmanlarını güneş gibi güçlü doğal kaynakların ürettiği UV radyasyonunun zararlı etkilerinden korunmaktır. Deri dokusunun uzun süreli veya şiddetli ultraviyole radyasyonu gibi dış etkilere maruz kalması, melanositlerin daha fazla melanin üretmesini tetikleyen cilt hasarına neden olur. Güneş yanıkları veya UV radyasyonu kaynaklı DNA hasarı, melanositlerde mutasyonları tetikleyerek kontrolsüz hücre çoğalmasına neden olur. Melanom bu hücrelerin kontrolsüzce çoğalmaları sonucunda ortaya çıkar. Vücudun herhangi bir

bölgesindeki hücreler melanoma türü cilt kanserine dönüşebilir ve daha sonra vücudun diğer bölgelerine yayılabilirler. Melanom cilt kanseri erken evrede tedavi edilmezse diğer kanser türlerine göre organlara daha hızlı yayılabilmesi nedeniyle daha tehlikelidir [5,118].

İnsan vücudunda gelişen melanomların etiyojisi (nedenleri), progresyonu (ilerlemesi / gelişimi), tanısı ve tedavisi konularında yapılan araştırmalar ivme kazanarak devam etmektedir. Klinik çalışmalar tümör gelişiminin farklı aşamalarının tanımlanmasına imkan sağlamıştır. Melanoma teşhisinin başarısının artırılması ile malignitenin daha erken evrelerinde tedavi edilmesine olanak sağlamış ve erken evrelerde melanoma tanısı konulan bireylerin sağkalım oranlarında artış sağlamıştır [119].

Melanosit hücrelerini gelişim evreleri Şekil 3.2’de görülebilir. Melanositler, melanoblast olarak adlandırılan temel yapıtaşı hücrelerinden evirilmektedir. Bu dönüşümün ilk evrelerinde benler oluşurken, erken ve ileri evrelerini kapsayan süreçte ben oluşumu gerçekleşebilir veya ilerleyen evrelerde melanoma oluşabilir. Bu hücrelerin farklılaşmaları sonucunda ise ben veya melanoma oluşur.



Şekil 3.2. Melanosit gelişimi ve evrimi [119]

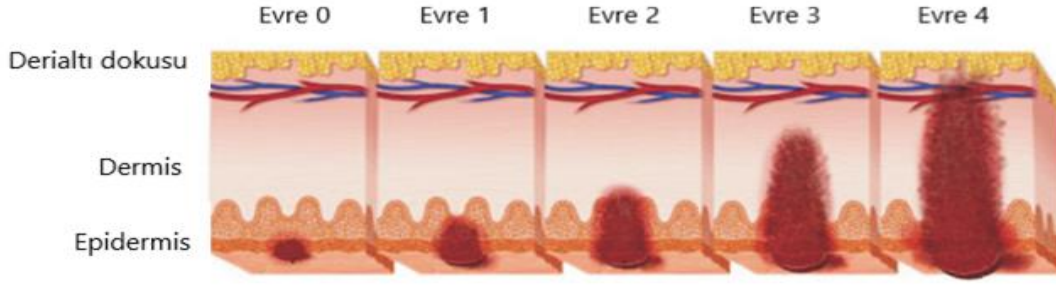
3.2.1. Melanom Türleri

Melanoma türleri incelendiğinde dört ana melanom türü olduğu görülebilir. En yaygın olan çeşidi yüzeysel yayılan melanomdur. Adından da anlaşılacağı üzere, melanom hücreleri epidermiste yüzeysel olarak yayılırlar ve birkaç ay veya yıl gibi uzun sürelerden sonra invaziv hale gelirler. Lezyonun yüzeyi, kahverengiden siyaha değişen bir renk geçişine sahiptir ve kenarlar düzensizdir. Lezyonun çevresinde iltihaplanma

gibi oluşumlar görülebilir. Lentigo melanomu ise yoğun miktarda güneş ışınımına maruz kalan yaşlı bireylerin güneşe maruz kalan bölgelerinde ortaya çıkmaktadır. Lentigo melanomu gelişmeden önce ilgili bölgede uzun yıllar boyunca mevcut olan, yavaş büyüyen, düzensiz pigmentli bir kabarıklık olarak pasif halde beklemektedir. Nodüler melanom, başlangıçtan itibaren kanserli hücrelerin ortaya çıktığı dokuyu henüz aşmadıkları evrede koyu renkli bir nodül olarak ortaya çıkar, gelişiminden itibaren dikey olarak invaziv türde ilerlediği için kötü bir prognoz oluşturur. Akral melanom genellikle avuç içi, ayak tabanı veya tırnakların altında oluşur. Bu dört melanoma türün haricinden karşılaşılan melanom türlerine sebep olan hücreler, daha displastik hale geldikçe ve daha az farklılaştıkça, melanin üretme kapasitelerini kaybederler ve amelanonik / pigmentsiz bir melanom oluştururlar [120].

3.2.2. Melanom Gelişim / Yayılma Evreleri (Prognoz)

Melanomanın yayılması, lezyonun epidermis tabanının altına nüfuz ettiği derinlikle orantılıdır. Eğer melanoma epidermisle sınırlı kalmış ise bu lezyonlar, dermise nüfuz edenlere göre tedavileri ve ilerlemeleri daha öngörülebilirler. Melanoma evrelerinde dikkate alınan Clark sınıflandırmasında penetrasyon derinliğinin evreleri beş aşamada tanımlanmıştır. Birinci seviyede (Stage 0) lezyonlar epidermis içerisindeydirler. İkinci seviyede (Stage 1) dermal papilla içinde birkaç kaç melanom hücresi görülebilir. Üçüncü seviyede (Stage 2) çok sayıda melanom hücresi papiller dermise yayılmıştır. Dördüncü seviyede (Stage 3) retiküler dermise yayılma gerçekleşmiştir. Beşinci seviyede (Stage 4) ise deri altı dokulara ve damarlara yayılma gerçekleşmiştir. İyi huylu benler yıllarca boyut, şekil ve renk gibi ana özellikleri bakımından çok az değişiklik gösterebilirler veya sabit kalırlar. Ancak zamanla tetiklenebilir ve aktif hale gelebilirler. Bu değişiklik, ilgili “benin” en başından beri melanoma olduğunu ve aktif hale geldiğini gösterir [120]. Lezyon kalınlığı 1mm’ye kadar ise epidermis tabakasında yer alırken, 1mm ile 4mm arasında dermis tabakasında ve 4mm’den sonra ise derialtı dokulara yayıldığı görülür [121]. Şekil 3.3’te melanom yayılım evreleri verilmiştir.



Şekil 3.3. Melanom yayılım evreleri[122]

3.2.3. Melanom Erken Tespiti

Melanomun erken teşhis edilmesi, tedavi edilmesinde oldukça önemli bir parametredir. Erken evrelerde melanoma tanısı sonucunda bireylerin tedavi süreci kolaylıkla tamamlanabilir ve sağ kalım oranlarında artış sağlanır. Melanom tedavisinde önemli olan erken teşhis edilmesi olduğundan, tarama programlarının ve sağlık uzmanları tarafından yapılan düzenli cilt muayenelerinin önemi sıklıkla uzmanlar tarafından vurgulanmaktadır. Melanom tanısı konulmasında dikkate alınan Asimetri, Sınır, Renk, Çap ve Evrim (ABCDE) temel kriterlerinin belirlenmesinde doktorların şahsi tecrübelerinin yetersizliğinden kaynaklı ve bu kriterlerin belirtilerine yeterli düzeyde aşina olmama durumu, sübjektif yorumlara neden olabilmekte ve melanoma tanısı ilk evrelerinde hatalı konulabilmektedir. Daha fazla klinik vaka ile çalışmaları sonucunda bu tecrübe eksiklikleri giderilebilir. Klinisyenler tarafından yapılan fiziksel muayene sonucunda lezyonun düzensiz hatlara sahip olması, 6 mm'den büyük çapa sahip olması, renk dağılımları gibi özelliklere göre değerlendirildiğinde melanom tanısı konulabilir. Kesin tanı konulmasında kullanılması gereken yöntem ise biyopsi ve histolojik inceleme olarak kabul edilmektedir [123].

4. KONVOLÜSYONEL YAPAY SİNİR AĞI VE BULANIK MANTIK TEMELLİ MELANOMA TANI SİSTEMİ TASARIMI

Kanser terimi vücudun herhangi bir bölümünü etkileyen genel bir hastalık grubunu nitelemektedir. Kanseri tanımlayan başlıca özelliği ise olağanüstü bir hızla, olağan sınırlarının ötesinde büyüyebilme yeteneğine haiz komşu hücrelere yayılan, diğer dokuları ve organları istila edebilen hücrelerden oluşmasıdır. Bu nedenle anormal bir şekilde büyüyerek dokunun geri kalanını kontrolsüz bir şekilde istila eder ve metastaz nedeniyle ölüme neden olur. Kanser, farklı organ veya dokularla ilişkili çeşitli biçimlere sahiptir. Vücudun herhangi bir yerindeki hücreler kansere dönüşebilir ve vücudun diğer bölgelerine yayılabilir [1].

Dünyada görülen en yaygın hastalıklardan birisi son yıllarda kanserdir ve en yaygın kanser türleri arasında ise cilt kanseri yer almaktadır. Cilt kanserleri arasında en nadir görülmesine rağmen en öldürücü olan türü ise melanomadır [52]. Melanoma erken tespit edilirse yüksek oranda iyileşme şansını sunan oldukça yıkıcı bir kanser türüdür. Melanomanın erken ve doğru tespit edilmesinin ise hastaların yaşam kalitesine olumlu etkiler bırakması nedeniyle erken tanı sistemlerinin gittikçe popüler bir hale gelmiştir [49].

Dermatologlar tarafından lezyon görüntüleri üzerinden yapılan melanoma muayenesi ve tanı konması aşamasında, lezyon görüntülerdeki artefaktlar ve gürültüler nedeniyle hatalar oluşabilmektedir [8,53]. Cilt lezyonlarının düşük kontrastı ve artefaktların varlığı tecrübeli uzmanlar için melanomun tespitinin zorlu bir iş olmasına neden olur. Dermoskopi görüntülerini kullanarak cilt lezyonu analizi için otomatik bir segmentasyon aracı geliştirmek, tanıyı iyileştirmek için kritik bir adım olduğu söylenebilir [70].

Aynı zamanda yeni tedavilerin keşfedilmesi ve mevcut tedavilerin kişiselleştirilmesi, modern klinik araştırmaların ana hedeflerinden biridir. Klinik tedaviler hakkında bilgi edinebilen ve toplanan büyük miktarda veriden yeni tıbbi bilgiler keşfedebilen

gelişmiş akıllı sistemlerden yapay zekâ (Artificial intelligence[AI]), kişiselleştirilmiş tedavilerin geliştirilmesini destekleme potansiyeline sahiptir [16].

Ayrıca melanomanın erken evrelerinde tedavi edildiğinde iyileşme şansının artması sebebiyle tıbbi görüntülerin bilgisayar destekli teşhisi, melanoma kaynaklı birçok semptomun erken teşhis edilmesine imkân sağlayacak ve ölüm oranını azaltabilecektir [21]. Öyleyse melanomun doğru bir şekilde tanınması son derece zor olması nedeniyle, cilt tümörlerinin güvenilir otomatik tespitinin patoloğların doğruluğunu artırmada fayda sağladığı söylenebilir [11].

Melanom ve nevüs lezyonları arasındaki yüksek benzerlik nedeniyle hekimlerin bu lezyonları araştırmak için çok daha fazla zaman harcamalarına sebep olması dolayısıyla deri lezyonlarının otomatik olarak sınıflandırılması emek ve zamandan tasarruf sağlayacaktır [67]. Bununla birlikte, melanom ve iyi huylu melanositik nevüs arasındaki yüksek görsel benzerlik nedeniyle, geleneksel yöntemlerle melanom tanıma ve tespit becerisinin veri azlığı ve dengesizliği ile birleştiğinde başarısız olduğu görülmüştür. Ayrıca cilt hastalıklarının tespiti ve sınıflandırılmasında birçok makine öğrenme yöntemi uygulanmasına rağmen doğruluğun ve duyarlılığın hastalıkların tespitinde yeterli olmadığı da söylenebilmiştir [12].

Melanoma ve diğer cilt kanserlerinin bilgisayar destekli tanı tahmininde, görüntü ön işleme sistem başarısını artırmasında önemli bir adımdır. Görüntü ön işleminin uygun bir nitelikte gerçekleştirilmesi, tüm sınıflandırma işleminin doğruluğunun artırılmasını sağlar. Görüntü ön işleminin temel amacı, daha sonraki işlemler için görüntünün arka planındaki ilgisiz ve fazla parçaları kaldırılması, görüntü üzerinde iyileştirmeler yapılarak önemli veri taşıyan bölgelerin daha anlamlı hale getirilmesi ve benzeri işlevlerdir. En yaygın olarak kullanılan metotları ise görüntülerin dönüştürülmesi ve gereksiz verilerin maskelenmesidir [23].

Melanomun bilgisayar destekli teşhisinde deri lezyonlarının segmentasyonu önemli bir adımdır. Mevcut segmentasyon yöntemleri lezyonların bulanık sınırlara, arka planda düşük kontrasta, homojen olmayan dokulara ve artefaktlara sahip olduğu durumlarda; lezyonları aşırı veya eksik segmentlere ayırma eğilimleri nedeniyle kötü performans göstermektedirler. Bu yöntemlerin başarıları görüntü parametrenin uygun şekilde ayarlanması ile parlaklıkların giderilmesi, tüy alma gibi ön işleme tekniklerinin kullanımına büyük ölçüde bağlıdır [56]. Yine zayıf aydınlatma veya

düşük ışıpta yakalanmış görüntülerin kullanıldığı bilgisayarlı görme görevinde, görüntü iyileştirme amaçlı ön işleme gerekmektedir. Özellikle farklı aydınlatma koşulları altında yakalanan zayıf aydınlatılmış görüntülerin geliştirilmesinde mevcut yöntemlerin kullanılması sonucu kısıtlamalarla karşılaşmıştır [51]. Öyleyse dermoskopi görüntülerinde farklı ışık koşullarının neden olduğu düşük kontrast kaynaklı gürültülerin oluştuğunu ve bu gürültülerin lezyon sınırı tespitinin doğruluğunu azalttığı söylenebilir. Lezyon tanınması için, otomatik melanom sınır tespiti uygulamasının başarısının artırılması hedefiyle uygulanması gereken ilk ve en önemli bir ön işleme aşamasıdır [65].

Dermoskopi görüntülerinden melanoma tanıma sistemlerinin karşılaştıkları zorlukların başlıca nedenlerinden birisi lezyon bölgesinin hatalı bir şekilde segmentasyonudur. Bunun altında yatan önemli unsur, melanom ve melanom olmayan lezyon görüntüleri arasındaki yüksek derecede görsel benzerliklerin sebep olduğu cilt lezyonu ve normal cilt bölgeleri arasındaki düşük kontrasttır [11]. Lezyonların segmentasyonu, önemi nedeniyle hem geleneksel hem de otomatik tanıma sistemlerinde önemli bir sorundur. Cilt özellikleri hastadan hastaya değişen çeşitli görünüm ve koşullara sahiptir. Cilt koşullarını belirleyen bazı önemli değişkenler cilt rengi, cilt dokusu, kan damarları ve dağılımları, yara izleri, kıl ve kökleridir. Lezyonun akıllıca bölümlere ayrılması durumunda, bu ana değişkenler ve koşullar, algılama algoritmasını ve sınıflandırma performansını ciddi şekilde etkileme potansiyeline sahiptir [12]. Lezyon olan bölgenin maskelenerek lezyon içermeyen bölgelerden ayrıştırılması, mevcut cilt görüntüsünü olumsuz etkileyen unsurların varlığını azaltacağı gibi gereksiz bilgilerin sisteme aktarılmasını da engellemektedir. Sistemin daha kararlı ve hızlı çalışmasına imkân vermektedir [13]. Cilt lezyonlarının teşhisi amacıyla orijinal görüntüden istenmeyen nesnelere çıkarmak için lezyon görüntüsünün ön işleme ile lezyonun çevresindeki sağlıklı deriden ayrılarak çıkarılması işlevlerini yerine getiren sistemler geliştirilmiştir [63].

Tam otomatik segmentasyon yöntemlerinde, ilgilenilen bölgeyi doğru bir şekilde belirlemek için her bir pikselin görüntüsünün klinik anlamda incelemesi gerekir. Keskin sınırlara göre lezyon ve sağlıklı cilt bölgelerini son derece hassas şekilde ayırt etmesi beklenen sistemlerin ayrıştırması oldukça zordur [14]. Buradaki önemli zorluk, görüntünün iki bölümünün ayırt edilemez sınırlarından kaynaklanmaktadır; yani sağlıklı doğal deriye sahip kısmı ile tümör kısmı arasında sınır olarak

değerlendirilebilen belirgin renk farklılıklarının var olmasıdır. Bu zorluk, melanomun erken evre tespiti ve teşhisi için oldukça yüksek riskler yaratır [15]. Bu kritik zorlukların üstesinden gelmek için manuel olarak kontrol edilen klinik geleneksel uygulamaların kullanımı yeterli değildir. Bu gibi durumlarda, tüm piksellerin hiyerarşik özellikleri dikkate alınarak karar verilmesi gerekir. Böylece görsel olarak tespit edilemeyecek seviyedeki renk değişimleri bilgisayar destekli tanı sistemleri tarafından kolaylıkla algılanabilir [7,16].

Lezyon görüntülerinde ilgili bölgelerin bulanık sınırların var olması, zayıf aydınlatma koşulları veya farklı ışık kaynaklarından dolayı görüntülerin düşük kontrasta sahip olması nedeniyle lezyonlar ile sağlıklı dokuların ayrıştırılması zorlaşır. Lezyon bölgelerinden yeteri kadar veri sağlanamaması nedeniyle, lezyon görüntülerinin iyileştirilmesi ve sağlıklı dokuların maskelenmesi önem kazanmıştır [23]. Bu işlevlerin yerine getirilmesinde bulanık mantık temelli ön işleme uygulaması getirilmiştir. Geliştirilen yöntem klinik dermoskopi görüntülerine uygulanan ön işlemlere daha az ihtiyaç duymaktadır. Burada belirtildiği üzere melanoma tanısında bilgisayar destekli tanı sistemlerinin karar verme başarılarının artırılmasını sağlayan en önemli aşamalardan birisi lezyon görüntülerinin ön işlenmesidir.

Cilt kanserinin bilgisayar tabanlı teşhisinde segmentasyon işlevi, ilk ve en önemli görevdir. Çünkü diğer görevlerin temelinde doğru şekilde segmentlere ayrılmış lezyon görüntüleri bulunmaktadır [50]. Doğru ve hassas cilt lezyonu segmentasyonu için bilgisayar tabanlı tanı yöntemleri gereklidir. Derin öğrenme metodlarının, görüntü segmentasyonu üzerinde oldukça başarılı sonuçlar verdiği söylenebilir. Ancak bazen segmentasyon yöntemleri beklenenden daha zayıf performans gösterir. Bu düşük seviye performansının nedenleri; lezyonların bulanık sınırları, homojen yapı, aydınlatmanın tekdüzeliği, düşük seviye görüntü kontrastı, arka plan efektleri, homojen olmayan dokular ve/veya artefaktlar olarak sıralanabilir. Buradaki olumsuzlukların ön işleme yöntemleri ile giderilmesi segmentasyon ve sınıflandırma başarısını artıracaktır [23].

Melanomun erken evrelerinde tanılanmasında uzmanlara yardımcı olmak için bilgisayar tabanlı görüntü işleme modelleri geliştirilmiştir. Lezyon görüntülerinin bilgisayar tabanlı otomatik tanılanması; ön işleme, lezyon segmentasyonu, özellik çıkarma ve son olarak sınıflandırma olmak üzere dört adımda gerçekleşir. Lezyon

segmentasyonu, temel bir süreç olarak, melanom varlığının erken evrelerinde belirlenmesine etkili bir şekilde yardımcı olur. Ancak lezyon görüntüsünün zayıf kontrastı, lezyon görüntüsünü komşu doku hücrelerinden ayırt etmede yüksek düzeyde zorluk yaratır. Hava kabarcıklarının, saçın, cetvel işaretinin, kan damarının ve renk aydınlatmasının varlığı, algılama sistemi üzerindeki kısıtlamalara neden olur ve cilt lezyon görüntülerini segmentlere ayırmak için zorluklar ortaya çıkarır [22].

Bu başlık altında yapılan tespitlere göre segmentasyon başarımının artırılması için görüntünün iyileştirilmesi ile sağlıklı cilt dokusunun maskelenmesi elzemdir. Bu yönde geliştirilen yazılımın çıktısı ise görüntü ön işlenmesinde görüntülerin kontrast değerlerinin iyileştirilmesi ile görüntülerin maskelenmesini sağlayan **Görüntü İyileştirme Matrisi ve Lezyon Filtre Maskesi** olarak tespit edilmiştir.

i- HSV uzayının insan sezgisiyle iyi uyumluğa sahip olması, segmentasyon ve tanıma için bir renk kanalını kullanma imkânı gibi diğer renk uzaylarına göre önemli avantajları vardır. H-S renk düzleminin, teknik ve biyolojik nesnelere tanınması için uygulandığı çoğu durumda elde edilen veriler; biyolojik nesnelere üzerindeki ton, gölgeler, gölgeleme ve açık tonlardan bağımsızdır [24]. Melanoma tanısı konulmasında yararlanılan ABCD metodu, patern analizi gibi metotların temelinde ise lezyon görüntüsünden çıkarılabilecek renk ve doku gibi görüntü özellikleri önemli bir yer tutmaktadır. Yine bu tanı metotları insan görsel sistemiyle lezyon görüntüleri analiz edilerek geliştirilmiştir. HSV renk uzayının sahip olduğu renk özelliklerinin RGB renk uzayına göre insan tarafından daha kolay ayırt edilmesine imkân sağlamıştır. Temelinde insan görsel sistemine bağlı olan lezyon tanı metotlarının değerlendirilmesinde HSV renk uzayı formatındaki görüntülerin kullanılması, lezyon görüntülerinin taşıdığı önemli bilgilerin insan görsel sistemini taklit ederek derin öğrenme algoritmaları tarafından algılamasını, böylece RGB renk uzayına sahip görüntülerdeki yaşanan kayıpların önüne geçilmesini sağlar [18,24].

ii- **Mesafe haritası metodu** ile birbirleri ile sınır düzensizliğine sahip/keskin sınırları olmayan nesnelere görüntülerin bölgelere göre segmentasyonu, mesafe dönüşümünün önemli bir uygulamasıdır [25]. Lezyonlar ve cilt arasındaki düşük kontrast, melanom ve melanom olmayan lezyonlar arasındaki görsel benzerlik gibi sınır düzensizlikleri ve benzeri koşullara sahip deri lezyonu görüntüsünün olasılık haritaları bilgisayar destekli tanı sistemleri içinde faydalı bilgiler

sağlamaktadır [11]. Bu metotlarda cilt lezyonlarının kaba olasılıklarının tespiti için her pikselin önemini temsil eden bir mesafe haritası kullanır ve böylece sistemlerin başarısı artırılabilir [11]. Olasılık haritalarıyla herhangi bir pikselin öncelikle lezyona ne kadar komşulukta olduğu veya lezyonlu bölgeye dâhil olduğu, lezyon komşuluğunun yakınsaması ve bu komşuluk yakınsama derecesine ilişkin sayısal bir olasılık değeri atanabilir. Bu atama ile elde edilen olasılık verileri dikkate alındığında, lezyon ile lezyon olma olasılığı düşük (lezyondan uzakta kalan sağlıklı cilt dokusunun) basit bir eşikleme ile dahi ayırt edilebilirlik kazanması sağlanır.

iii- **Örüntü analizi metodu**, melanoma tanısında tıp uzmanları tarafından yaygın olarak kullanılır. İlgili lezyon görüntüsünün tanısında dikkate alınan başlıca düzensiz desen türleri tıp uzmanları tarafından yorumlanır, değerlendirilir ve ardından lezyon tanısı konulur [26]. Doku örüntüsü, bilgisayar destekli görüntü işleme sistemlerinde bir görüntünün algılanan dokusunun analiz edilmesi / algılanması için tasarlanmış kullanılan bir dizi metottur. Görüntü örüntüsü, bir görüntüdeki veya görüntünün seçilen bölgesindeki renk veya yoğunlukların dağılımı hakkında bilgi içerir [27]. Bu teknikte örüntü analiz edilir, farklı dokular ile bu dokuların dağılımı belirlenebilir. Bu dokulardan anlamlı bilgiler elde edilir ve tanı konulur. Doku analizi metodunda entropi ve piksel aralığı gibi yerel istatistiksel ölçütler kullanarak sınıflandırma gerçekleşir [28]. Böylece klinik uzmanlarca melanoma tanılanmasında yaygın olarak kullanılan örüntü analizi metodu başarımı ve bu metot ile lezyon görüntüsünden yakalanan bilgiler geliştirilen sisteme aktarılmış olacaktır.

Geliştirilen sistemde i, ii ve iii. paragraflarında tespit edilen yaklaşımların sağladığı yüksek kazanımla bilgilerin evrişimli sinir ağına aktarılması hedefine ulaşılmasını sağlamak adına HSV S kanalı görüntüsü, lezyon görüntüsü mesafe haritası ile görüntü entropi filtresi matrisi verilerini giriş olarak kabul eden görüntü ön işleme yazılımı geliştirilmiştir. Geliştirilen sistemin çıktısının belirlenmesinde ise literatürde yer alan state of the art olarak nitelendirilen ön işleme metotlarının lezyon görüntülerine ön işleme olarak uygulanmasını sağlayan maske olasılık matrisi ve görüntü iyileştirme ağırlık matrisi bulanık mantık aracılığıyla üretilmiştir [18].

Melanomanın en agresif cilt kanserleri arasında yer alması ve melanoma tanı metotlarının en başarılı yöntemlerinden birisinin bilgisayar destekli tanı sistemleri olması nedeniyle; bilgisayar destekli tanı sistemlerinin başarısının artırılması paralelinde melanoma cilt kanseri ile mücadelede gün geçtikçe önem kazanmaktadır. Görüntü analizindeki en önemli adımlardan birisi dermoskopi görüntülerinde lezyon alanlarının otomatik olarak saptanmasıdır ve lezyon olduğundan şüphelenilen bölgenin doğru bir şekilde sınıflandırılmasının zorunluluğudur. Bu segmentasyon doğruluğu, cilt kanseri teşhisinde sonraki adımları büyük ölçüde etkilemektedir. Bu sayede lezyon olduğu şüphelenilen bölgedeki öznelikler kayıpsız olarak algılanacağı gibi, ağın gereksiz yere sağlıklı cilt dokusundan alınacak düşük öneme sahip/önemsiz bilgilerle meşgul edilmesinin önüne geçilebilir. Bu işlevi yerine getirecek en basit ve etkili metot ise lezyon bölgesinin maskelenmesidir [9]. Evrişimli sinir ağı (CNN) metodolojisine göre giriş görüntüsündeki her bir pikselin taşıdığı bilgiler ağda değerlendirilir, hatta pooling gibi işlemlerle daha az önemli olanları filtrelenerek en önemli olanlarının değerlendirilmesi/ağda yayılması sağlanır. Hal böyle iken her bir pikselin ayrı ayrı değerlendirilerek maskelenmesinin ne derece önemli olduğu görülebilir [20]. Sağlıklı cilt bölgelerinin maskelendiği görüntülerin işlendiği evrişimli ağ modellerinin performanslarının, ham verilerle çalışan ağlara göre daha başarılı olduğu görülmektedir [50]. Melanoma tanısında en yüksek başarımlardan birisini sağlaması nedeniyle lezyon maskesi geliştirilen bulanık mantık temelli sistemin çıktularından birisi olarak tercih edilmiştir.

Günümüzdeki mevcut bilgisayar destekli segmentasyon yöntemlerinin çoğu, sınır düzensizliği, gürültü, parlaklık gibi özelliklere sahip dermoskopik görüntülerde zayıf performans gösterme eğilimindedirler [29]. Homojen olmayan veya görece düşük ışık koşullarında görüntüler yakalandığında ve/veya aydınlatma değişiklikleri ve cilt yüzeyinden gelen ışık yansımaları gibi rahatsız edici faktörlerin varlığından dolayı görüntüler genellikle düşük görünürlükten olumsuz etkilenmektedir [20,37]. Bu düşük kalite olgusu, görüntülerin görsel estetiğini bozmanın yanı sıra, öncelikle yüksek kaliteli girdiler için tasarlanmış birçok bilgisayarlı görme algoritmasının performansını da önemli ölçüde bozabilir niteliktedir. Bu nitelikten dolayı, görüntülerdeki parlaklık gibi değerlerin daha anlamlı hale getirilmesi adına giriş görüntüsünün her bir pikselin parlaklığının, klinik görüntüden algılanacak değerleri ortaya çıkarmak açısından iyileştirilmesi hedeflenmiştir. Böylece orijinal lezyon

görüntülerinin zenginleştirilmesi ve renk düzeltilmesinin, otomatik sınıflandırma ve görsel muhakeme sürecinde ilerideki kanser tespiti üzerinde olumlu bir etkiye sahip olduğu yapılan çalışmalarda belirtilmiştir [37]. Lezyon görüntülerinin parlaklığının iyileştirilerek CNN algortimaları ile tanılanmasının, ön işlenmemiş görüntülere göre daha başarılı olduğu bilgisine literatürde erişilmiştir[51]. Bu nedenle geliştirilen bulanık mantık temelli görüntü ön işleme sisteminin ikinci çıktısının parlaklık iyileştirme adımı olmasına karar verilmiştir.

Bulanık mantık temelli lezyon görüntüsü ön işlemenin ardından ise klinik görüntülere dayalı cilt lezyonlarının sınıflandırılması için evrişimli sinir ağlarını (CNN) kullanan derin öğrenme yöntemleri kullanılmıştır [15, 19, 20, 54].

4.1. Teori ve Yöntemler

Bilgisayarlı melanom tespitinde en yaygın kullanılan metotlardan birisi lezyon segmentasyonu temelli tekniklerdir ve lezyonun tanılanması adına segmentasyonun doğru yapılması elzemdir. Lezyon segmentasyonunun doğruluğu, görüntülerden öznelik elde edilmesini ve segmentasyon yoluyla klinik öznelik çıkarmanın başarısını doğrudan etkilemektedir. Tanı konulacak dokunun; lezyon, deri ve artefaktlardan oluşan bir tür havuzda yer aldığı kabul edilirse, sınıflandırma algoritmalarının başarısının artırılması adına lezyon olduğundan şüphelenilen doku bölümünün arka planından tamamen ayrılması gerekmektedir. Bu ayrışma işleminde kullanılacak olan araç; tüm görüntüyü kapsayan, lezyon ile arka planı olarak işlev gören cilt alanını etiketleyen ikili maske olarak adlandırılan yeni bir görüntü türüdür. Bu görüntüde lezyon olan bölge ile lezyon olmayan bölge ayrıştırılarak etiketlenmiş olur. Lezyon bölgesi/bölgeleri en kritik ve en önemli bilgilerin ve ortak özelliklerin aktif kaynağı olduğundan, klinik olarak simetri, asimetri, sınırların düzenliliği ve sınırların düzensizliği bilgisi gibi melanomaya ait özellikler sadece ayrılmış lezyon bölgesinden segmentasyon sonucu olarak elde edilir. Ancak, çok yakın sınır komşuluğunun piksellerini, bölümlenmiş lezyonun bölge pikselleri, ilgilenilen bölgenin pikselleri ile bütünleştiren tekniklerle olmak üzere nispeten zayıf bir segmentasyon yöntemleri entegre edilerek de segmente edilebilir. Doku özelliklerine göre segmentasyon aşaması için mevcut renk bantlarının özelliklerini kullanarak gerçekleştirilen işlemler sırasında alakasız/istenmeyen özellikler de sağlanabilir.

Görüntü esaslı lezyon segmentasyonu için eşikleme, kümeleme, bulanık mantık ve denetimli öğrenme en yaygın kullanılan tekniklerdir [59].

Eşikleme, ilgilenilen bölgenin tespiti için gri seviyeli görüntünün bir eşik parlaklık seviyesi ölçeğine göre ilgilenilen bölge ile alakasız bölgenin ayrıştırıldığı, ikili formata dönüştürmek için bir görüntü segmentasyon işlemidir. Eşikleme tabanlı algoritmalar tarafından geleneksel yöntemler yaygın olarak kullanılmakla birlikte, Otsu yöntemi gibi bazı modern teknikler de kullanılmaktadır. Geleneksel eşikleme yöntemleri, lezyon sınırlarının düzensiz veya homojen renk geçişkenliğine sahip olduğu durumlarda duyarsızdırlar. Geleneksel yöntemlerin bu dezavantajları, NN'ler ve/veya CNN'lere dayalı olarak geliştirilen yeni yöntemlerle aşılmaktadır. Yine sınıflandırma başarısını artırmak adına YSA tabanlı eşikleme tercih edilir. Ancak yalnızca eğitim görüntülerinin değil aynı zamanda test görüntülerinin de maskelenerek sisteme sunulması gerektiğinden işlem süresinin artması gibi bazı dezavantajları vardır [124]. Görüntünün ilgilenilen bölgesinin (ROI) çıkarılması için segmentasyon işlemi yapılır ve bu işlemin doğru tespiti ile tümörü ve evrelerini sınıflandırmak için lezyon başarılı bir şekilde incelenebilir. Farklı gri seviyedeki görüntülerin eşiklenmesi için ön işleme yapılması gerekebilir. Lezyonların sınırları belirlenerek morfolojik dolgu ve dilasyon işlemleri tamamlanarak eşikleme yapılır. Ardından giriş görüntüsünün lezyon sınırları belirlenir [124].

Girdi görüntüsünün biyolojik, histopatolojik veya morfolojik yapısı (sağlıklı) cilt ve (sağlıksız) lezyon olarak adlandırılan iki bölümden oluşur. İkili yapı, CNN tabanlı eğitim algoritmasını/algoritmalarını yanıltma potansiyeline sahiptir. Sağlıklı alanların dokusu veya desenleri bazen melanom tespiti için alakasız parametre(ler) veya veriler sağlayabilir. Sonuçta tanı algoritmalarının bilgi kaynağı olan lezyonlu bölgenin sağladığı yüksek öneme sahip olan bilginin etkisizleştirilmesinin/kaybolmasının/değersizleştirilmesinin ana nedeni olarak kabul edebilir. Normal cildin CNN tabanlı sınıflandırma işlemi mimarisi üzerinde bazı olumsuz yan etkiler yaratması beklendiğinden, daha iyi lezyon ve ilgi bölgesi tespiti için segmentasyon maskesi (SM) ve renk düzlemi dönüşümü (CPT) başta olmak üzere ek görüntü işleme adımları kullanılmalıdır [60].

Normal cilt dokularının veya desenlerinin lezyon tespiti için çok önemli olan sınıflandırma işlemi üzerindeki olumsuz etkilerini azaltmak için, CNN mimarisine dayalı bulanık maskeleye sistemi oluşturulmuş ve bulanık mantık tabanlı yeni bir

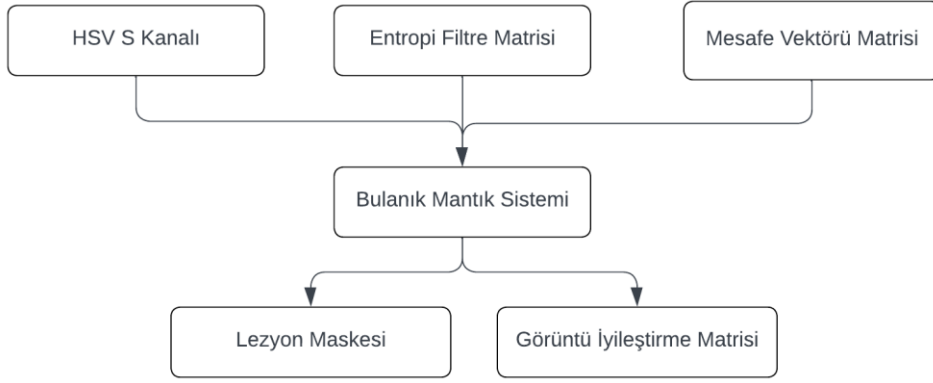
tespit yöntemi önerilmiştir. CNN'lere dayalı geleneksel maske üretimi sağlayan ağların eğitiminde maskelenmiş görüntülerden oluşan veri seti ile eğitilmesi gerekliliği önemli bir dezavantajdır. Ancak geliştirilen bulanık mantık tabanlı maske algoritmasının, maskelenmiş veri setine ihtiyaç duymaması bu çalışmadaki önerilen yöntemin kısmi özgünlüğüdür. Bir görüntünün renk bantlarının/kanallarının veya bölümlerinin renk uzayı, lezyonun teşhisi için büyük miktarda veri sağlar. Bir görüntünün her kanalının kendine özgü veri özellikleri vardır ve her renk bandının kendine özgü veri türleri vardır. Bu çalışmanın gövdesi veya çekirdek yapısı, HSV renk uzayı S-Kanalı/Bandı tabanlı lezyon maskesi üretimini kullanmasıdır ve lezyon maskesini lezyon görüntüsüyle RGB renk uzayında lezyon çıkarma alanında birleştirilerek lezyon harici cilt dokusunu maskeler. Farklı bir ifadeyle, geliştirilen aplikasyon her iki renk uzayını birlikte kullanır. HSV renk alanı, insan görsel sistemini taklit eder. S bileşeni, İnsan Görsel Sisteminin [61] algısal tepkisini taklit eder. Bunu gerçekleştirmek içinse, HSV renk paletinin S kanalı kullanılır. Ayrıca bu kanaldaki renk bilgileri, melanom sınıflandırması için tüm HSV kanallarına göre anlamlı bilgileri içerirler.

Cilt lezyonu görüntüsünün etkili sınıflandırmasında CNN mimarisi ile bütünleşmiş bir transfer öğrenme paradigmasının kullanılması, zamandan tasarruf sağlar ve maliyeti düşürür [62]. Bu olgu, görüntülerin iyi ve yeterli aydınlatma koşullarında çekilmesine/yakalanmasına bağlıdır. Yetersiz aydınlatmanın kritik bir sonucu olarak ise bozulmuş kontrast, azaltılmış parlaklık ve doku bozulması gibi önemli parametre değişiklikleri meydana gelir. Görüntüyü ve içindeki bilgileri geliştirmek için, yakalanan görüntülerin zayıf yönleri ön işleme uygulanarak geliştirilmeye ve/veya ortadan kaldırılmaya ihtiyaç duyar. Bu nedenle, bozulmuş görüntülere dayalı olarak bazı ön işleme teknikleri kullanılmaktadır [51]. Kullanılan yöntemlerin başarısı; sadece çok parametrik sisteme değil, hem görüntülere hem de dönüştürülmüş gri seviyeli veya ikili görüntülerine de uygulanabilir olan ön ve son işleme tekniklerinin kullanımına da bağlıdır. Gerçek örneklerde, cilt lezyonları ve yapıları çoğunlukla bulanık sınırlar gibi kusurlara sahiptir. Bulanık sınırlar mevcut verilere bağlı olarak bazen koyu renkli lezyon dokusundan görece daha açık renkteki doğal doku çevresine ek gürültü kaynağı olarak kabul edebilecek düzeyde yüksek derecede değişkenlik gösterir. Lezyon içerisindeki yapıların tespiti içinse renk tabanlı eşikleme ve gri tonlamalı eşikleme en yaygın kullanılan bölge odaklı segmentasyon

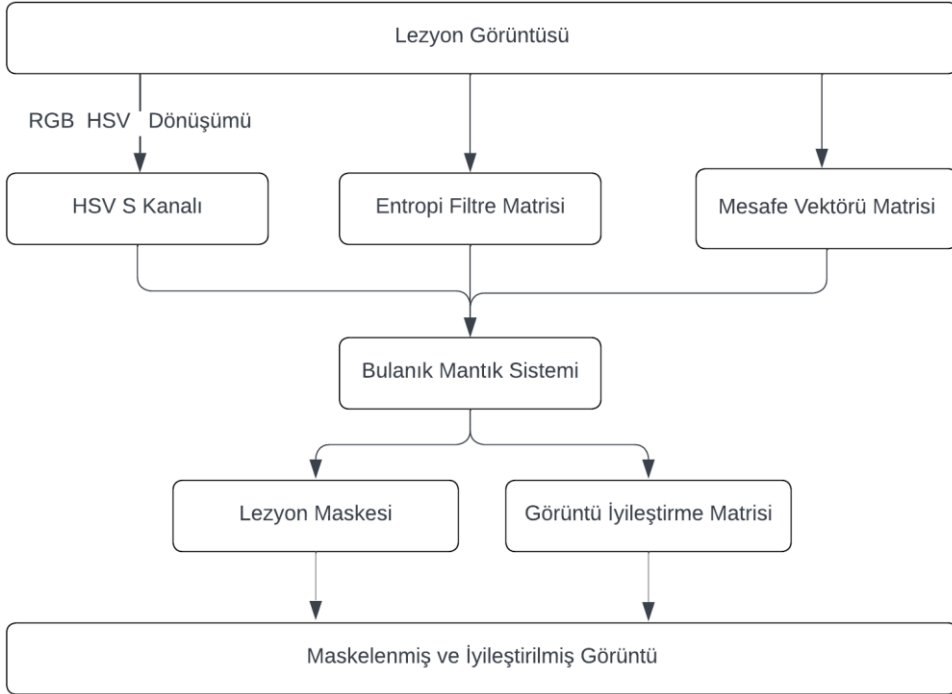
yöntemleridir [63]. Öznitelik vektörünün çıkarılması, üretilen dijital görüntüler için ayrıntılı bir görüntü işleme gerektiren çok önemli bir görevdir. Bu nedenle, bileşen tabanlı görüntü analizi esastır. Örneğin HSV renk uzayının görüntülerinin S-kanalını analiz etmek çok önemli bir görevdir. Doymunluk (Saturation), toplam renk spektrumundaki beyazlık seviyesinin bir ölçüsüdür. Doymun görüntüde, genel olarak iki piksel seviyesi mevcuttur; saf renkli pikseller ve renksiz pikseller. Yalnızca bir ana rengin eksik olması durumunda, bu saf renkli pikseller oluşur. Ancak siyah, gri ve beyaz renklere sahip piksellerin değeri (0) sıfırdır. HSV renk uzayı renklerinin görüntü işlemesine uyumlu olmaları nedeniyle, insan algısının artıracak yönde, renklerin iyileştirilmesine izin verir [64].

RGB renk uzayındaki tüm renkler, görüntünün piksellerinin doğrusal olmama özelliklerinden dolayı insan gözüyle görülmez ve bu dezavantajı HSV renk uzayına dönüştürülerek ortadan kaldırılabılır. İnsan görsel sistemini yansıtmak amacıyla RGB renk uzayındaki girdi görüntüsünü HSV renk uzayına dönüştürmek için bir dizi özelliğe ayrıştırılır [65]. Sistem veya ağ verimliliğini artırmak ve/veya hesaplama süresini azaltmak için HSV renk alanı bileşenlerinin ön işleme yapılarak hesaplanması gerekir [9].

Önerilen bulanık mantık tabanlı yeni görüntü maskeleye ve görüntü iyileştirme sistemi algoritması, sadece CNN ağlarına yüklenen gereksiz verilerin üstesinden gelmek için değil, aynı zamanda CNN ağı için ihtiyaç duyulan gerekli minimum tıbbi sınıf verileri sağlayacak görüntüdeki ilişkili alanların korunmasını sağlamaktadır. Önerilen yöntem, lezyon görüntüsünün/görüntülerinin ilgisiz bölgesini maskeleyebilir ve görüntüdeki artefaktları ortadan kaldırarak görüntüyü iyileştirebilir. Çalışmada kullanılan görüntüler, ISIC veri tabanı başta olmak üzere açık-erişimli dermatoloji veri tabanlarından alınan görüntüler içinden rastgele seçilir. Geliştirilen yöntem, tamamen önceden işlenmemiş ham orijinal görüntüler ile eğitilmiş ve test edilmiştir. Maskeleye, parlaklık ve histogram eşitleme görevlerini de yerine getiren bulanık mantık temelli ön işleme teknikleri, görüntü kalitesini ve algılama doğruluğunu artırma potansiyeline sahip olduğundan kullanılmıştır. Çalışmayı açıklayan üç girişli ve iki çıkışlı Mamdani tabanlı geliştirilen bulanık mantık sistemi Şekil 4.1'de verilmiştir. Geliştirilen bulanık mantık temelli görüntü ön işleme sistemi blok diyagramı Şekil 4.2'de verilmiştir [18].

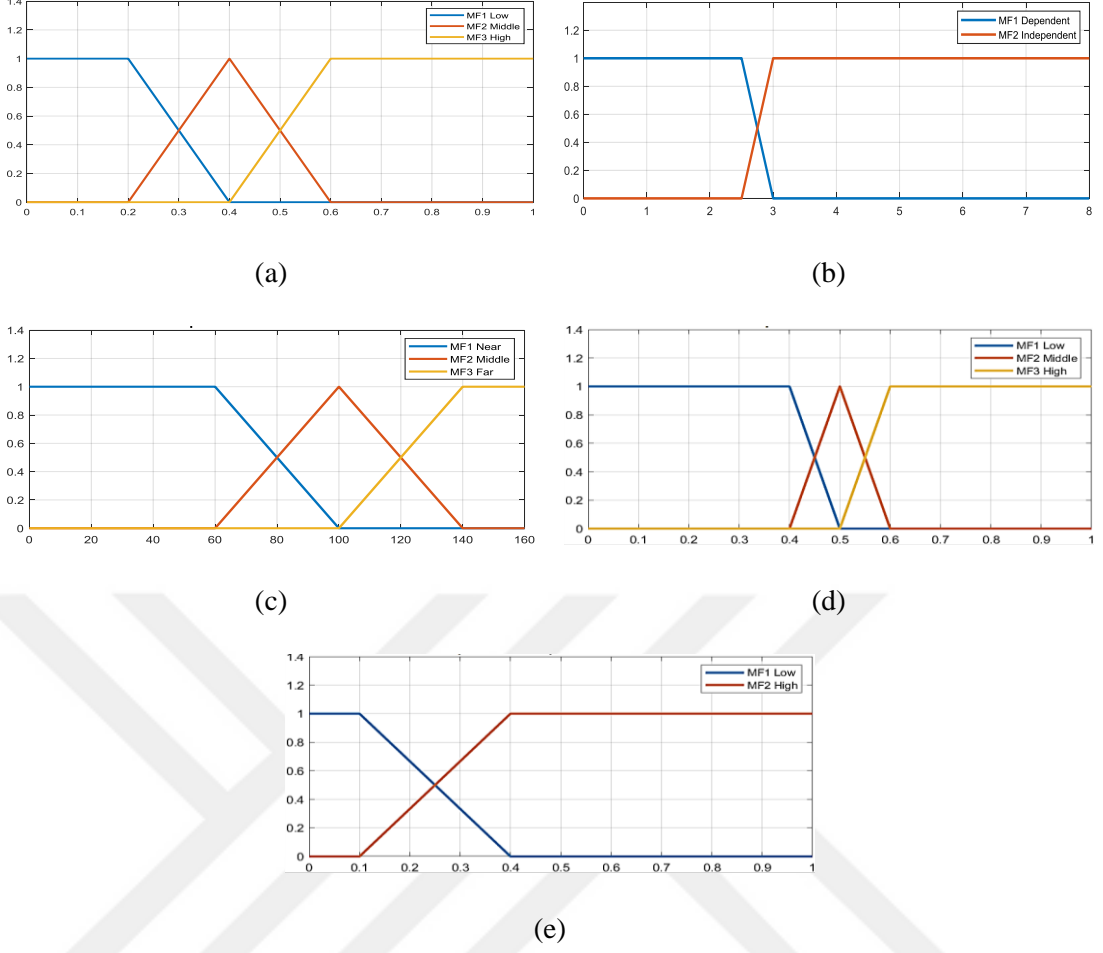


Şekil 4.1. Mamdani tabanlı geliştirilen bulanık mantık sistemi [18]



Şekil 4.2. Bulanık mantık temelli görüntü ön işleme sistemi blok diyagramı [18]

Geliştirilen sistemin HSV S Kanalı(sChannel), Entropi Filtre Matrisi(entropyFilter) ve Mesafe Vektörü Matrisi(distanceVector) giriş üyelik fonksiyonları ile Lezyon Maskesi(maskProd) ve Görüntü İyileştirme Matrisi(pixelEnhancement) çıkış üyelik fonksiyonları Şekil 4.3 (a), Şekil 4.3 (b), Şekil 4.3 (c), Şekil 4.3 (d), ve Şekil 4.3 (e)'de sırasıyla verilmiştir.



Şekil 4.3. HSV S Kanalı, Entropi Filtre Matrisi ve Mesafe Vektörü Matrisi ile Lezyon Maskesi ve Görüntü İyileştirme Matrisi üyelik fonksiyonları sırasıyla verilmiştir (a), (b), (c), (d), (e) [18]

Görüntünün maskeleyesi ve iyileştirilmesi sürecinde bulanık mantık tabanlı geliştirilen bir mimari kullanılır ve elde edilen veriler, yüksek kaliteli bir melanom teşhisi sağlamak için CNN tabanlı algoritmalara girdi olarak sunulur. Önerilen mimari dâhilinde uygun filtreler kullanılır ve daha sonra konvolüsyon işlemine göre aktivasyon haritaları oluşturulur. Havuzlama işlemleri ile verilerin boyutlarının indirgenmesi tamamlandıktan sonra, lezyon görüntüsünden elde edilen ve işlenen tüm veriler toplam ağın son segmentine aktarılır. CNN işlem basamaklarına dayalı olarak işleme aşamaları tamamlandıktan sonra veriler, en son katmanda yer alan YSA temelli sistemine girilir ve son olarak tüm sistem kendi çıktısına, nihai karar

verir. Bulanık mantığa dayalı görüntü iyileştirme sisteminin üstünlüğü, CNN performansını doğru tespite götüren iyileştirme kapasitesinden kaynaklanmaktadır.

Çoğu CNN temelli sınıflandırma uygulamasında, sağlanan girdi verilerinin sayısı yeni geliştirilen derin CNN tabanlı mimarileri eğitmek için yetersizdir. Bu zorluk güçlü ve pratik bir araç olan transfer öğrenme yöntemi, CNN tabanlı karar verme süreci için mevcut verilerle gerekli eğitim seviyesine erişilmesinde çözülür. Önceden eğitilmiş CNN mimarisinin kritik uygulamalarda alınan kararların doğruluğunu artırması beklenmektedir.

CNN performansı, yeterince eğitilmiş AlexNet ve bununla ilişkili türevleri olan ağlar aracılığıyla, az sayıda ISIC görüntüsü kullanılarak gerçekleştirilir [28].

Doygunluk (saturation) değeri Denklem 2.8 ile tanımlanmıştır.

Bulanık görüntü segmentasyonu temelli lezyon maskesi oluşturulurken, ikili lezyonun maskesi, bir dizi farklı durumda bazı ilgisiz bölgeleri de içerebilir. Bu gibi durumlarda, beklenen maksimum standart segmentasyon doğruluğunu oluşturmak için optimal parametre kombinasyonları belirlenmelidir. Bölgeleri buna göre işgal etmek için taşkın doldurma algoritmalarına ihtiyaç vardır [68]. Ayrıca, deri artefaktlarının varlığı, segmentasyon sürecini olumsuz yönde etkiler. Lezyon sınırının görünürlüğü artırarak ve doğru tanımlanmasını sağlamak için birbirini takip eden iki adım genellikle önerilir. Bu adımlar, görüntü filtreleme ve histogram eşitlemedir. Bu iki araç, farklı ten rengi varyasyonlarının ve arka planlarının etkilerini azaltmak ve bozuk görüntü netliğini düzeltmek için kullanılır. Ancak bu işlemlerin işlem zamanı ve işlem performansı bulanık mantık temelli yazılımlara nazaran daha verimsizdirler [69]. Bu nedenle görüntülerde bulanık mantık tabanlı yöntemler kullanıldığında, görüntüleri oluşturan piksellerin değerleri bulanık sayılar olarak tanımlanabilir. Sonuç olarak, görüntünün her piksel değeri için, referans alınan komşu piksellerle ilgili her pikselin üyelik değerini hesaplamak mümkün hale gelir. Bu yöntem, bölgeye 0 ile 1 arasında bir üyelik düzeyi belirlediği için eşikleme yaklaşımlarının uygulanmasına olanak verir ve klasik yöntemlerden farklıdır [70].

4.2. Çözüm: Bulanık Mantık Tabanlı Lezyon Görüntüsü Maskeleye ve Görüntü İyileştirme Sistemi Geliştirilmesi

Bulanık mantık tabanlı sistem aracılığıyla görüntü işleme yöntemi segmentasyon ve görüntü iyileştirme olmak üzere iki temel görevi yerine getirir. Segmentasyon, ilgilenilen bölgeyi (ROI) (veya lezyonu) tanımlar ve ROI'yi normal deriden (veya sağlıklı bölgeden) ayırmaya yardımcı olur. Bu işlem, bulanık mantık tabanlı uygulamalar aracılığıyla doygunluk görüntüleri (s-Kanalı görüntüleri) işlenerek gerçekleştirilir. Doymuluk (saturation) görüntüsünde lezyon normal deri görüntüsüne göre daha yüksek parlaklık seviyesine sahiptir ve bulanık mantık sistemi mevcut görüntüde var olan bu parlaklık seviyesine göre karar verir [64]. Bulanık mantık tabanlı sistem tarafından lezyon maskeleye olasılık matrisindeki üretilen alakasız verileri ortadan kaldırmak için, olasılık matrisine eşikleme işlevi uygulanması hedefiyle bir eşik değeri üretilir. Eşikleme, gerekli uygun görüntü maskesini oluşturmak için uygulanır. Mevcut görüntüler üzerinde görüntü maskeleye ve görüntü iyileştirme matrisinden sonra, bu teknikler aracılığıyla üretilen veriler karar vermesi için CNN'ye girdi olarak sunulur.

4.3. Bulanık Mantık Tabanlı Lezyon Maskeleye ve Görüntü İyileştirme Uygulaması

Geliştirilen bulanık mantık temelli uygulama iki ön işleme metodu temelinde çalışmaktadır. Birincisi görüntü kalitesinin iyileştirilmesi, ikincisi ise lezyon haricinde kalan sağlıklı dokuların maskelenmesidir.

Tasarlanan bulanık mantık tabanlı sistem, üç girişli ve iki çıkışlı bir modeldir. Girdi işlevlerini yerine getirmek üç giriş üyelik fonksiyonuna sahiptir. Çıkış işlevleri içinse iki çıkış üyelik fonksiyonu bulunur. Geliştirilen bulanık mantık kural tabanı, Mamdani metoduna göre karar verir. Bulanık mantık tabanlı sistemin girişleri HSV S-Kanal-Veri-Matrisi (kısaca, HSV-S-kanal verileri), Mesafe-Vektör-Matrisi (DVM) ve Görüntü-Entropi-Filtre-Matrisi (I-EFM) olmak üzere üç girişe sahiptir. Mamdani tabanlı üretilen çıktılar, Maske Olasılık Matrisi (MPM) ve Görüntü İyileştirme Ağırlık Matrisidir (IE-WM). Kural tabanına uyumlu tüm sistemin davranışını içeren üyelik fonksiyonları tanımlanmıştır. Bulanık mantık tabanlı sistem için geliştirilen kuralların bir örneği aşağıda verilmiştir [18]:

Eğer HSV image s-Channel Data Matrix düşük, Distance Vector yakın, ve Image Entropy Filter Matrix bağımlıysa, Çıkışta Mask Probability Matrix düşük ve Image Enhancement Weight Matrix düşüktür. [18]

4.3.1. Bulanık Mantık Sistem Girişleri

4.3.1.1. HSV Görüntü S-Kanalı Veri Matrisi

HSV [Hue, Saturation, Value] (Ton, Doymunluk ve Değer) renk uzayı, 1978'de Smith tarafından RGB renk küpünün insanlar için sezgisel ve potansiyel olarak daha kolay algılanabilmesi amacıyla geliştirilmiştir [95].

Bir görüntünün RGB değerleri kullanılarak, HSV değerlerine dönüştürülür. HSV görüntü S-kanal veri matrisi Denklem 2.8-2.12 ile üretilir.

HSV renk alanı, insan görsel sistemini taklit eder. S bileşeni ise, insan görsel sisteminin algısal tepkisini taklit eder. Bunu gerçekleştirmek için HSV renk paletinin S kanalı kullanılır. Ayrıca bu kanaldaki renk bilgileri, melanom sınıflandırması için tüm HSV kanallarına göre en anlamlı bilgileri içerirler [61].

HSV uzayının insan sezgisiyle uyumlu olması, segmentasyon ve tanıma için bir renk kanalını kullanma imkânı gibi diğer renk uzaylarına göre önemli avantajları vardır. Özellikle biyolojik sistemlerdeki tanıma uygulamaları için yararlı olan H ve S kanallarından yakalanan öznelikleri, parlaklık değişikliklerinden bağımsız olarak bir renkli nesneyi tanımlamaktadır. H-S düzlemi, teknik ve biyolojik nesnelere tanıması için uygulandığı çoğu durumda elde edilen veriler, biyolojik nesnelere üzerindeki ton, gölgeler, gölgeleme ve açık tonlardan bağımsızdır [24]. Melanoma tanısı konulmasında yararlanılan ABCD metodu, patern analizi gibi metotların temelinde ise lezyon görüntüsünden çıkarılabilecek renk ve doku gibi görüntü özellikleri önemli bir yer tutmaktadır. Yine bu tanı metotları insan görsel sistemiyle lezyon görüntüleri analiz edilerek geliştirilmiştir. HSV renk uzayının sahip olduğu renk özellikleri, RGB renk uzayına göre insan tarafından daha kolay ayırt edilmesine imkân sağlamıştır. Temelinde insan görsel sistemine bağlı olan lezyon tanı metotlarının değerlendirilmesinde, HSV renk uzayı formatındaki görüntülerin kullanılması tercih edilmektedir. Lezyon görüntülerinin taşıdığı önemli bilgilerin

insan görsel sistemini taklit ederek derin öğrenme algoritmaları tarafından algılamasını, böylece RGB renk uzayına sahip görüntülerdeki yaşanan kayıpların önüne geçilmesini sağlar. [18,24] HSV S kanalı bileşeni bir başka deyişle saturation (doygunluk/reng yoğunluğu) değeri, nesnenin renk yoğunluğunu ifade eder. Saturation değeri arttığında ilgili renk daha yoğun, canlı ve ayırt edilebilir şekilde görünür [24]. HSV renk uzayı görüntüsünün S-kanal veri matrisi grafiği Şekil 4.4'te gösterilmiştir [18].

HSV S kanalı görüntü vektörü, RGB renk uzayında yakalanan görüntünün HSV renk uzayına dönüştürülmesi ile elde edilir. RGB renk uzayı görüntüsünden, dönüşüm denklemleri ile HSV renk uzayı görüntüsü elde edilir ve HSV renk uzayının S kanalı ayrıştırılarak kullanılır. HSV-S kanalı görüntüsü lezyon ile sağlıklı cilt dokusunu bir arada barındırmaktadır. Görüntü üzerindeki herhangi bir pikselin lezyon içeren bölgede yer alması olasılığı, ilgili pikselin S kanalı değeri ile ilişkilidir. Lezyon içeren bölgelerin ayrıştırılması için eşikleme işlemi S kanalı veri matrisine uygulanabilir. S kanalı veri matrisini oluşturan elemanların taşıdığı S kanalı renk bilgileri eşik değeri üzerindeyse, ilgili elemanların lezyonlu doku olasılığı olan bölgelerde bulunduğu ve eşik değeri altında kalan değere sahip elemanların ise sağlıklı cilt dokusu olasılığı olan bölgelerde bulunduğu ifade edilebilir. Başka bir deyişle, HSV S kanalı görüntüsü eşiklenerek sağlıklı cilt dokusunun bulunduğu yaklaşık bölgelerin ayrıştırılması sağlanır [18].

HSV-S kanalında yapılan eşikleme işlemi için eşik seviyesinin belirlenmesinde, S kanalındaki piksellerin maksimum ve minimum değerlerinin aritmetik ortalaması alınır. Eşik değeri Denklem 4.1 ile hesaplanır.

$$T = ((f(x, y)_{Max} + (f(x, y)_{Min}))/2 \quad (4.1)$$

T : Eşik seviyesini,

$f(x, y)_{Max}$: Giriş değerleri maksimum değerini,

$f(x, y)_{Min}$: Giriş değerleri minimum değerini ifade eder.

4.3.1.2. Merkezi Mesafe Harita Vektörü Matrisi

Mesafe dönüşümü, ikili görüntüyü girdi olarak alan ve bir hedefe bağımlılığını/yakınsamasını hesaplayan bir görüntü işleme tekniğidir. ROI bölgesinde yer alan referans piksele veya ROI bölgesi sınırlarında yer alan piksellere,

komşu bölgelerdeki piksellerin Öklid mesafelerinin hesaplanması başlıca yakınsama tespit yöntemidir. Mesafe haritası ise mesafe dönüşümü yöntemi uygulanan ikili görüntünün çıktı matrisidir. Mesafe haritası metodu sayesinde birbirleri ile sınır düzensizliğine sahip/keskin sınırları olmayan nesnelere ve(ya) görüntülerin bölgelere göre bölütlenmesi, mesafe dönüşümünün önemli bir uygulamasıdır [25].

Lezyonlar ile cilt arasındaki düşük kontrast, melanom ve melanom olmayan lezyonlar arasındaki görsel benzerlik gibi sınır düzensizlikleri nedenleriyle, tecrübesiz tıp uzmanları açısından melanoma tanısı koyulması kolay olmayabilir. Bu ve benzeri koşullara sahip deri lezyonu görüntüsünün olasılık haritaları, tıp uzmanları için faydalı bilgiler sağladığı gibi bilgisayar destekli tanı sistemleri için de faydalı bilgiler sağlamaktadır. Bu amaçla olasılık haritaları oluşturulur [11]. Bu metotlarda cilt lezyonlarının kaba olasılıklarının tespiti için her pikselin önemini temsil eden bir mesafe haritası kullanılır ve böylece sistemlerin başarısı artırılabilir [11]. Lezyon alanındaki her pikselin sınıflandırmasının tanısal bir önemi vardır. Bazı cilt lezyonu görüntülerindeki lezyon sınırına yakın bölgelerin, lezyon merkezine göre sağlıklı cilt dokusu görüntüsüne daha benzer bir görünüme, renk ve dokuya sahip olduğu gözlemlenebilir. Sağlıklı cilt dokusuna benzer özelliklere sahip lezyon bölgeleri, lezyona tanı konulmasında daha düşük etkili bilgiler sağlasa da, lezyon sınırına yakın olan bölgelerdeki bilgilerin kaybedilmemesi için bu piksellerin taşıdığı bilgilerin işlenmesi ile lezyon sınırlarından uzaklaştıkça elde edilen anlamsız bilgilerin bastırılması/zayıflatılması gereklidir. Lezyon sınırlarına yakın mesafelerdeki piksellerin taşıdığı bilginin önemini temsil etmek ve bu piksellerden elde edilen bilgi sinyalinin kazancının belirlenmesinde, lezyon mesafe olasılık haritalarından faydalanılır [11]. İlgili piksel veya bölge, lezyondan ne kadar uzakta, lezyon içeren bölge dâhilinde yer alma olasılığı azalmaktadır. Bu nedenle, her bir pikselin lezyona olan Öklid uzaklığının hesaplanmasına karşılık gelen, Mesafe Haritasına dayalı ek bir ağırlıklandırma adımı uygulanmaktadır. Bu işleme esas olan uygulamada piksellerin değerleri iyileştirilir [125].

HSV renk uzayı S kanalı görüntüsü basit bir eşikleme işlemine tabi tutularak lezyon olduğundan şüphelenilen bölgenin yaklaşık sınırları belirlenebilir. Bu sınırların kapsadığı alan şüpheli lezyonu verecektir. Lezyondan uzak bölgelerde yer alan piksellerin taşıdığı bilgiler ise belirlenen lezyondan uzaklaştığında değersizleşmektedir. Hatta sınırların dışına çıkıldığında şüphelenilen bölgenin dışına

taşılmıştır ve sağlıklı cilt dokusuna ulaşılabilir. Cilt dokusu olduğu düşünülen bölgelerdeki piksellerin ise taşıdığı bilgiler derin öğrenme sistemleri için yeteri kadar değerli değildir/anlamsızdır. Anlamsız bilgilerin derin öğrenme sistemlerine aktarılması ağın performansını düşürecek ve başarısını azaltacaktır. Bu olumsuz etkinin ortadan kaldırılması amacıyla geliştirilen bulanık mantık temelli ön işleme yöntemiyle lezyon maskesi üretilen ve cilt dokusu maskelenecektir. Geliştirilen bulanık mantık sistemine sunulan, lezyon görüntüsünü oluşturan piksellerin taşıdığı bilgilerin ağırlıkların tespiti için mesafe haritası hesaplanmıştır. Mesafe haritası, görüntüyü oluşturan piksellerin lezyona yakınlıklarının tespit edilmesi için yaklaşık lezyon merkezine olan Öklit mesafeleri hesaplanarak oluşturulmuştur. Hesaplanan mesafe haritasına göre lezyon olmayan bölgelerin yüksek Öklit mesafesi katsayısına sahip ağırlıkları ile lezyon olasılığı yüksek olan bölgelerin düşük Öklit mesafesi katsayısına sahip olan ağırlıkları kolayca bulanık mantık aracılığıyla işlenmiştir. Bulanık mantık aracılığıyla, lezyon maskesi üretilmesinde lezyon olmayan bölgelerin lezyon maskesi ile maskelenmesi sağlanmıştır. Öklit mesafesi temelli mesafe haritası üretilmesinde referans olarak alınan pikselin koordinatının tespiti için, HSV renk uzayı S kanalında yapılan bir eşikleme işlemi gerçekleştirilmiş ve işlem sonucu elde edilen yaklaşık lezyon içeren bölgenin merkezi, ağırlık merkezi metoduna göre tespit edilmiştir [18].

Hesaplanan eşik değerine göre eşikleme işlemi Denklem 4.2 ile gerçekleştirilir.

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x, y) > T \\ 0 & \text{if } f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (4.2)$$

$g(x, y)$: Eşikleme işlemi sonucunu,

$f(x, y)$: Giriş değerlerini,

T : Eşik değerini ifade etmektedir.

Elde edilen eşiklenmiş görüntünün ağırlık merkezi koordinatları Denklem 4.3 ve Denklem 4.4 ile tespit edilir.

$$G(x) = [\sum_1^n x_i \cdot f(x_i, y_i)] / n \quad (4.3)$$

$$G(y) = [\sum_1^n y_i \cdot f(x_i, y_i)] / n \quad (4.4)$$

$G(x)$: Ağırlık merkezi x eksenini değeri,
 $G(y)$: Ağırlık merkezi y eksenini değeri,
 x_i : İlgili pikselin x eksenini izdüşümünü,
 y_i : İlgili pikselin y eksenini izdüşümünü,
 $f(x_i, y_i)$: İlgili pikselin değeri ifade eder.

Elde edilen ağırlık merkezi aynı zamanda lezyon alanının (ROI) yaklaşık merkezini ifade eder. ROI merkezine göre hesaplanan mesafe vektörü matrisi, her pikselin konumunu dikkate alır ve merkezden uzaklıklarına bağlı olarak bilgi taşıma kabiliyetini ve kapasitesini açıklar. Mesafe vektörü matrisi, geometrik anlamda piksel konumları ile görüntünün merkezi arasındaki mesafeyi tespit etmektedir. Skaler bir büyüklüktür ve aşağıda verilen Denklem 4.3 ile hesaplanır [18].

$$D_{p(i,j)} = \sqrt{(i - c_x)^2 + (j - c_y)^2} \quad (4.3)$$

Bu denklemde,

$D_{p(i,j)}$: Mesafe parametresi,
 c_x : Lezyon merkezi apsisi,
 c_y : Lezyon merkezi ordinatı,
 i : İlgili piksel apsisi,
 j : İlgili piksel ordinatıdır.

4.3.1.3. Görüntü Entropi Filtre Matrisi

Örüntü analizi metodu, melanoma tanısında tıp uzmanları tarafından yaygın olarak kullanılır. Tıp uzmanı tarafından ilgili lezyon görüntüsü değerlendirilirken dikkate alınan başlıca desen türleri arasında; düzensiz olarak dağılmış mavi pigmentasyon alanları, bu alanların üzerini kaplayan beyaz bir buzlu cam benzeri film tabakasına benzeyen mavi-beyaz örüntüler, ağ benzeri pigment yapıların çevrelediği açık renkli alanlar ile dağılmış ince koyu kahverengi pigmentlerden oluşan pigment ağ desenleri gibi başlıca desenler yer alır. Pigmente desenler ile desenleri oluşturan bileşenler tıp uzmanları tarafından yorumlanarak değerlendirilir ve lezyon tanısı konulur [26].

Doku örüntü tespiti, bilgisayar destekli görüntü işleme sistemlerinde bir görüntünün algılanan dokusunun analiz edilmesi için tasarlanmış bir dizi metottur. Görüntü

örüntüsü, bir görüntünün seçilen bölgesindeki renk veya yoğunlukların dağılımı hakkında bilgi içerir [27].

Örüntü analiz metodu ilkelerine göre tıp uzmanının görüntü deseninden elde ettiği bilgileri, gelişmiş bilgisayar destekli tanı sistemleri ile de elde etmek mümkündür. Örüntü esaslı bilgisayar destekli tanı sistemleri, tıp uzmanlarına benzer şekilde, lezyon üzerindeki örüntünün analiz edilmesine imkân veren örüntü temelli görüntü segmentasyonu (**texture based image segmentation**) tekniğine dayanılarak geliştirilmiştir. Bu teknikte örüntü analiz edilir, farklı dokular ile bu dokuların dağılımı belirlenebilir. Bu dokulardan anlamlı bilgiler elde edilir ve tanı konulur. Doku analizi metodunda entropi ve piksel aralığı gibi yerel istatistiksel ölçütler kullanarak sınıflandırma gerçekleştirir [28].

Doku temelli görüntü segmentasyonunda yaygın olarak kullanılan yöntem ise entropi temelli segmentasyondur [101]. Bir görüntünün sınıflandırılmasında dikkate alınan bir diğer öznitelik ise geçerli sınıflandırma uzayı için entropi değeridir. Entropi, görüntü histogramında yer alan piksellerin homojen dağılımı ifade eder. Görüntüyü oluşturan piksellerin ne kadar sıklıkla değiştiğini göstererek görüntünün dokusu (texture) hakkında bilgi verir. Böylece kontrast ve piksellerin komşulukları ile olan benzerlikleri hakkında bilgi sahibi olunabilir [101]. Genel anlamda entropi, rastgeleliğin istatistiksel bir ölçüsüdür ve girdi görüntülerinin desenlerini veya doku yapılarını karakterize etmek için kullanılır [28]. Bunun için sabit boyutlarda seçilen bir pencerenin görüntü üzerinde gezdirilmesi ile elde edilen alt pencereler ayrı ayrı işlenir ve bu bilgiler toplanarak görüntünün bütününe kapsayan bilgiler elde edilir. Orijinal görüntüdeki değişken desene sahip bölgelerin yakın komşuluklarına karşılık gelen filtrelenmiş görüntüdeki bölgelerde daha yüksek entropi düzeyine sahip pikseller yer alır [28]. Bir görüntüdeki bazı bölgelerin entropi değeri yüksek ise o bölgelerde çok daha fazla bilgiye sahip olan doku özelliği vardır. Eğer bölgenin entropik değeri düşük ise o bölgeden elde edilebilecek bilgi daha azdır [126]. Entropi fonksiyonunun girişine sunulan piksellerin taşıdığı bilgi ile entropi fonksiyonu çıkışında elde edilen bilgi kazancı birbirine ters orantılı olarak bağlıdır. Girişindeki az değerli bilgilerin kazancı oldukça fazla artmaktadır. Böylece çok az anlamlı bilgiler anlamlı hale gelmektedir.

Melanoma tanısında yaygın olarak kullanılan örüntü analizi metoduna göre, ilgili lezyon görüntüsünde yer alan desenler / doku dikkate alınarak ve desenleri oluşturan

bileşenler analiz edilerek yeni bilgiler elde edilir. Lezyon içeren dokuların texture/patern bilgileri lezyon tanısı için oldukça anlamlı bilgiler taşımaktadır. Elde edilen anlamlı bilgilerin giriş üyelik fonksiyonu olarak texture bilgilerinin elde edilmesi derin öğrenme sistemine anlamlı bilgilerin aktarılmasına imkân verir. Bu tezde geliştirilen yazılımda, evrişimli sinir ağlarına lezyon görüntüsü bulanık mantık yazılımı aracılığıyla ön işlenerek verilmektedir. Ön işleme sırasında ise doku (texture) bilgisinin anlamlı bileşenlerinin analiz edildiği ve yorumlandığı **Görüntü Entropi Filtre Matrisi** üretilerek sisteme verilir. Böylece lezyon görüntüsü dokusu üzerindeki anlamlı bilgiler ilgili ağa aktarılmış olur. Entropi filtreleme işlemini gerçekleştirmek için Matlab programının entropifilt işlevi kullanılmıştır. Entropi Denklem 2.18 ile hesaplanabilir.



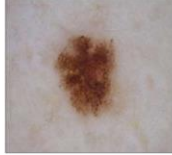

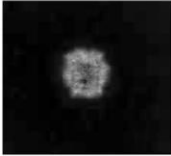
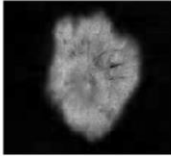
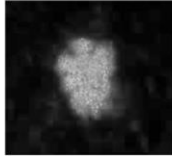
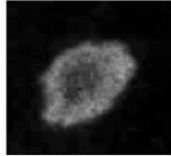
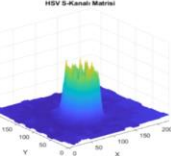
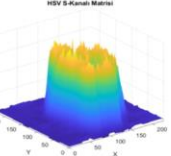
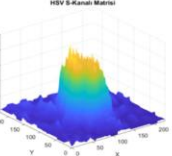
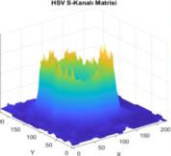
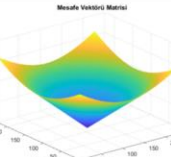
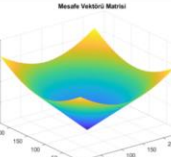
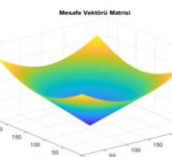
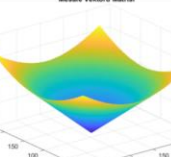
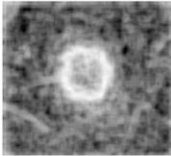
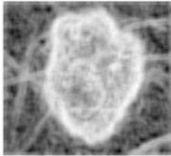

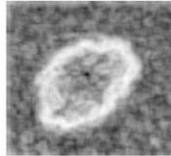
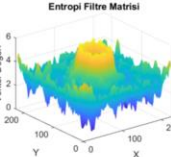
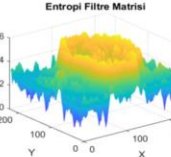
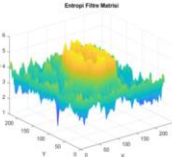
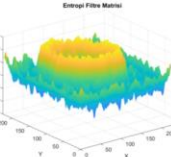








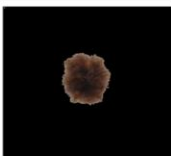

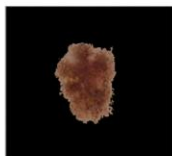
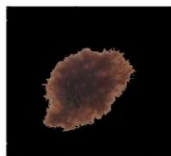
4.3.2. Bulanık Mantık Sistemi Çıktıları

4.3.2.1. Maske Olasılık Matrisi

Maske olasılık matrisi, bulanık mantık sistemi tarafından üretilir ve lezyonu kapsayan bölgeleri haritalar. İşlenen görüntünün histogramı aracılığıyla bölgenin optimize edilmiş haritasının üretilmesini sağlamak için aktivasyon işlevi bir eşikleme mekanizması olarak kullanılır. Erozyon ve genişleme, birbirine bağlı olmayan yüzey dokusu veya nesnelere nedeniyle sistemde mevcut olan gürültüyü ortadan kaldırmak için kullanılır. İkili sayılardan oluşan matris, ilgi alanındaki (ROI) piksellerin değerini bir sayı ile ve maskelenecek alanı (sağlıklı cilt) ise sıfır sayısıyla etiketleyerek bölgeleri ayırabilen 1 bitlik görüntüdür. Görüntülerin sayısal öznitelik vektörlerinin hesaplanmasında, bulanık mantık temelli öznitelik çıkarma algoritması kullanılır [64]. Oluşturulan lezyon maskesinin görüntüsü Şekil 4.4 'te verilmiştir [18].

4.3.2.2. Görüntü İyileştirme Ağırlık Matrisi

Görüntüyü geliştirmek için histogram eşitleme tabanlı yöntemler kullanılmıştır. HSV renk uzayı S-kanal elemanlarının histogramı, bulanık mantık kuralları ile eşitlenir. Bir görüntünün ilişkili pikselleri, mümkün olan tüm seviyelerinde homojenliğe sahipse, görüntünün yüksek derecede kontrasta ve geniş dinamik aralıklara sahip olduğu söylenir [127]. Bu temel ilkeler kullanılarak, veri analizi için bulanık mantık temelli histogram geliştirme algoritması geliştirilmiştir [18].

Orijinal Görüntü				
HSV S Kanalı Görüntüsü				
HSV S Kanalı Görüntü Vektörü				
Mesafe Vektörü				
Entropi Filtresi Uygulanmış Görüntü				
Entropi Filtresi Vektörü				
Görüntü İyileştirme Matrisi				
Görüntü Maskesi				
İyileştirilmiş ve Maskelenmiş Görüntü				

Şekil 4.4. Lezyon görüntülerinin geliştirilen bulanık mantık temelli görüntü ön işleme uygulaması aşamaları [18, 99, 128]

4.4. Geliştirilen Bulanık Mantık Temelli Sistemin İşleyişi

Bulanık mantık temelli geliştirilen sistemin çalışma aşamaları birkaç temel adımda incelenebilir.

Bu adımların çıktıları örnek giriş görüntüleri için Şekil 4.4'te görülebilir.

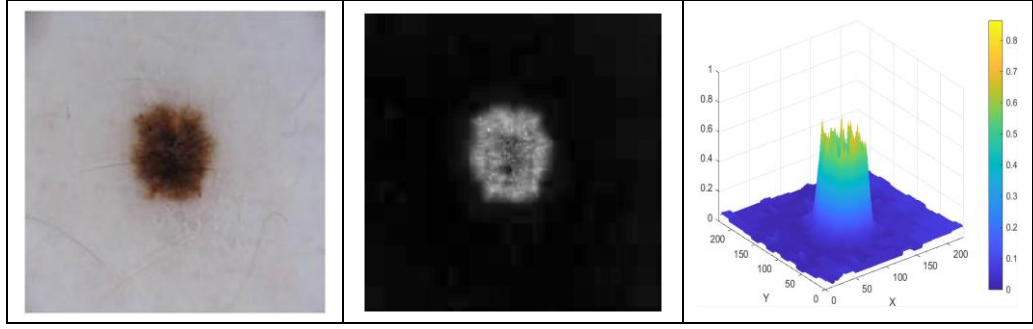
i. Giriş Görüntülerinin Hazırlanması Adımı

Bulanık mantık girişlerine sunulacak lezyon görüntülerinin bulanık mantık giriş üyelik fonksiyonları için uygun veri formatına dönüşümleri gereklidir. Bu üyelik fonksiyonları:

HSV S Kanalı Görüntü Vektörü

HSV S kanalı görüntü vektörü, RGB renk uzayındaki lezyon görüntüsünün HSV renk uzayına dönüştürülmesi ile elde edilir. RGB renk uzayından HSV renk uzayına görüntü dönüştürüldüğünde yine H, S ve V kanallına sahiptir. Üyelik fonksiyonu için HSV renk uzayı S kanalı ayrıştırılarak kullanılır. Yine belirtmek gerekirse HSV-S kanalı görüntüsü lezyon ile sağlıklı cilt dokusunu bir arada barındırmaktadır. Görüntü üzerindeki herhangi bir pikselin lezyon içeren bölgede yer alması olasılığı, o pikselin değeri S kanalı değeri ile ilişkilidir. Lezyon içeren bölgelerin ayrıştırılması için eşikleme işlemi S kanalı veri matrisine uygulanabilir. S kanalı veri matrisini oluşturan elemanların taşıdığı S kanalı renk bilgileri eşik değeri üzerindeyse; ilgili elemanların lezyonlu doku olasılığı olan bölgelerde bulunduğu, eşik değeri altında kalan değere sahip elemanların ise sağlıklı cilt dokusu olasılığı olan bölgelerde bulunduğu ifade edilebilir [18].

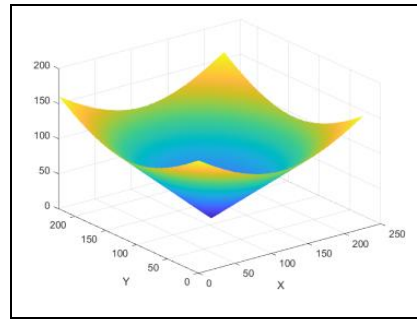
Orijinal lezyon görüntüsünün RGB renk uzayı görüntüsü ile HSV renk uzayı S kanalı görüntüsü ve HSV S kanalı görüntüsünün piksellerinin S(saturation[doygunluk]) değerleri grafiği Şekil 4.5'te görülebilir.



Şekil 4.5. Orijinal lezyon görüntüsünün RGB renk uzayı görüntüsü ile HSV renk uzayı S kanalı görüntüsü ve HSV S kanalı görüntüsünün piksellerinin S(saturation[doygunluk]) değerleri grafiği

Merkezi Mesafe Harita Vektörü Matrisi

Orijinal lezyon görüntüsünde yer alan her bir pikselin ayrı ayrı lezyon olma olasılığı için lezyona olduğundan şüphelenilen bölgeye yakınsadıkça lezyon olma olasılığı artmaktadır. Bu mesafe haritası için öncelikle lezyon merkezi HSV S kanalı matrisinin eşikleme işlemi uygulanmış ve eşikleme işlemi sonucundaki ikili görüntüdeki lezyon olma olasılığı yüksek bölge tespit edilmiştir. Bu bölgenin ağırlık merkezi metodu ilkesine göre yaklaşık lezyon merkezi hesaplanır. Ardından tespit edilen yaklaşık merkeze göre diğer piksellerin ayrı ayrı Öklit mesafeleri hesaplanabilir ve böylece elde edilen verileri yaklaşım haritası oluşturulur. Merkezi mesafe harita vektör matrisi değerleri grafiği Şekil 4.6'da görülebilir [18-122].

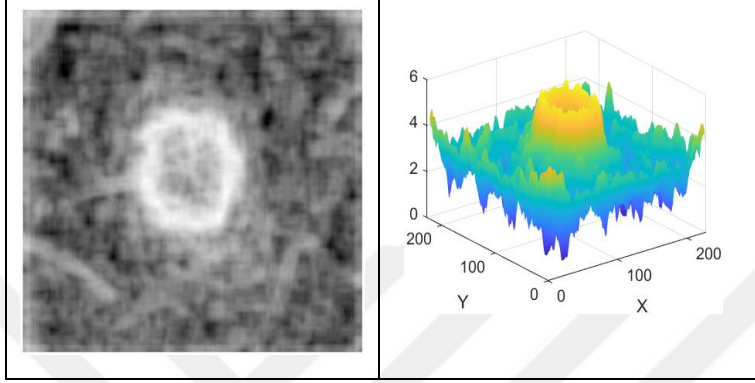


Şekil 4.6. Merkezi mesafe harita vektör matrisi değerleri grafiği

Görüntü Entropi Filtre Matrisi

Orijinal lezyon görüntüsünde yer alan doku yapısının dikkate alınmasında ve desenleri oluşturan bileşenlerin analiz edilmesinde entropi filtresinden yararlanılmıştır. Orijinal lezyon görüntüsüne Entropi filtresi uygulanması için orijinal lezyon görüntüsü gri seviyeli görüntüye dönüştürülmüştür. Elde edilen gri seviyeli

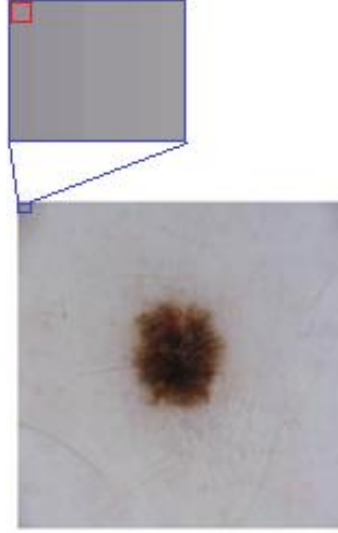
görüntüye Entropi filtresi uygulanmıştır. RGB renk uzayına göre lezyon görüntüsündeki doku ve bileşenleri daha anlaşılabilir bir hale gelmiştir. Elde edilen yüksek anlamlı bilgilerden yararlanılarak desen analizi kolaylıkla yapılabilir. Entropi filtresi çıktı görüntüsü ve Entropi filtresi çıktı değerleri grafiği Şekil 4.7'de görülebilir [18].



Şekil 4.7. Entropi filtresi çıktı görüntüsü ve Entropi filtresi çıktı değerleri grafiği

ii. Bulanık Mantık ile Verilerin İşlenmesi ve Çıktı Üretilmesi Adımı

Bulanık mantık sistemi için orijinal lezyon görüntüsünün uygun veri türüne dönüştürülmesinin ardından bulanık mantık ile yorumlanması adımına geçilecektir. Bulanık mantık sistemi girişine, giriş veri matrisleri elemanları ayrı ayrı sunulur. Bu işlem tüm giriş matrisi boyutunu kapsayacak şekilde ayrı ayrı iterasyonlar şeklinde her bir eleman için devam eder. Örneğin ilk iterasyonda her bir giriş vektörünün (1,1) indisli elemanı alınır ve bulanık mantık sistemine uygulanır. Geliştirilen bulanık mantık algoritması, kural tabanına göre üç giriş değerini işler ve ilgili girişler için çıkış üyelik fonksiyonu elemanlarını ayrı ayrı üretir. Bulanık mantık sistemi tüm giriş indisine sahip değerler için çalıştırılarak çıktı matrisleri hesaplanır. Daha anlaşılabilir kılınması adına orijinal lezyon görüntüsünün (1,1) indisli pikseli Şekil 4.8'de görülebilir.



Şekil 4.8. Orijinal lezyon görüntüsünün (1,1) indisli pikselinin görüntüsü

Orijinal görüntünün (1,1) indisli pikselinin RGB renk uzayı değerleri (195,192,201) dir. RGB renk uzayından HSV renk uzayına dönüştürüldüğünde S kanalı değeri 0.0448 olarak hesaplanır. Yine orijinal renkli görüntü gri seviyeli görüntüye dönüştürüldüğünde gri seviye değeri 194 olarak hesaplanır. Entropi filtresi uygulandığında filtre çıktısı değeri 4.16 olarak bulunur. Mesafe Vektörü değeri ise 160 olarak hesaplanmıştır. Bulanık mantık yazılımında bu değerler yorumlandığında Maske Olasılık Matrisi Değeri 1 ve Görüntü İyileştirme Matrisi değeri 0.0472 olarak hesaplanır. Maske Olasılık Matrisi Değeri dikkate alındığında ilgili pikselin üzerinde maskenin yer aldığı, başka bir deyişle ilgili pikselin filtrelendiği görülebilir. Elde edilen iyileştirilmiş S kanalı verisine sahip HSV renk uzayındaki görüntüden yararlanılarak RGB renk uzayına dönüşüm yapılır. RGB renk uzayındaki görüntü maskelenerek ön işleme çıktı görüntüsü elde edilir. Ancak görüntüdeki ilgili pikselinin üzerinde maske yer aldığından yeni RGB renk uzayı renk kanalları değerleri (0,0,0) olarak atanmıştır [18].

Tüm veriler için maske olasılık matrisi görüntüsü, görüntü iyileştirme matrisi görüntüsü ile maskelenmiş ve iyileştirilmiş görüntü Şekil 4.9'da görülebilir.

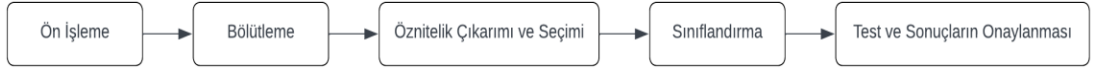


Şekil 4.9. Maske olasılık matrisi görüntüsü, görüntü iyileştirme matrisi görüntüsü ile maskelenmiş ve iyileştirilmiş görüntü

Lezyon görüntüsü veri setinde yer alan lezyon görüntüleri, ayrı ayrı bulanık mantık temelli yazılımla işlenir. CNN temelli ağa ön işlenmiş görüntüleri içeren veri seti sunularak ağın eğitimi sağlanır. Ardından ağ kendisine sunulan lezyon görüntüsünü tanırlar.

4.5. CNN Tabanlı Mimari Sistemin Geliştirilmesi

Bu çalışmada, melanomu teşhis etmek için CNN tabanlı iki aşamalı kaskat bir mimari önerilmektedir. İlk aşamada, ISIC görüntüleri bulanık mantık ilke ve kuralları üzerinde çalışan sisteme girdi olarak verilmiştir ve burada işlenir. Bulanık mantık tabanlı sistem iki ana işlevi aynı zamanda yerine getirir. CNN ve ilgili türevleri ağlara girdi olarak göndermeden önce görüntüleri uygun şekilde geliştirmekle kalmaz, aynı zamanda maskeler. Sonuç olarak, CNN ağı temelli sistem görüntünün melanom olup olmadığına otomatik olarak karar verme yeteneğine sahip olur. Genel olarak tam otomatik bir tanı uygulaması blok diyagramı Şekil 4.10'da verilmiştir. CNN tabanlı ağ ile entegre edilen bulanık mantık sisteminin blok diyagramı ise Şekil 4.11'de verilmiştir. Kademeli çok katmanlı yerleşik yapının dört bölümü vardır: giriş, bulanık mantık tabanlı sistem, derin CNN algoritması ve çıkış katmanıdır. Kritik öneme sahip olan ikinci adım iki ayrı işlevi yerine getirir: Maske Üretimi ve Görüntünün İyileştirilmesi. Derin CNN tabanlı algoritma için oluşturulan haritalar, algoritmaların girdileri olarak kullanılması amaçlı otomatik olarak ağın giriş boyutu hedef alınarak yeniden boyutlandırılır ve derin CNN tabanlı algoritma-mimarilere girdi olarak sunulur [128].



Şekil 4.10. Tam otomatik bir tanı uygulaması blok diyagramı [49]

Konvansiyonel uygulamalarda lezyon görüntüleri doğrudan CNN tabanlı sistem mimarilerine aktarılırken; bu çalışmanın önerdiği sistem, girdi lezyon görüntülerini alıp bulanık mantık tabanlı kurallarla işlemektedir. Ardından ikinci aşamadaki işlem için derin CNN tabanlı algoritmalara giriş olarak sunmaktadır. Başka bir deyişle geliştirilen sistem, derin CNN tabanlı algoritmalara girdi olarak bulanık mantık tabanlı sistemin çıktılarını kullanır.



Şekil 4.11. Geliştirilen bulanık mantık ve CNN temelli melanoma tanı algoritması mimarisi

5. TARTIŞMA VE SONUÇLAR

5.1. Sonuçlar

Melanom teşhisine yardımcı olmak için CNN mimarisini besleyen yeni bir bulanık mantık tabanlı görüntü maskeleyme ve görüntü iyileştirme sistemi geliştirilmiştir. Geliştirilen bulanık mantık tabanlı görüntü ön işleme yazılımı aracılığıyla elde edilen ön işlenmiş görüntü veri seti sırasıyla AlexNet, GoogLeNet, ResNet18, Vgg-16, Vgg-19, Inception-V3, ShuffleNet ve Xception mimarilerine sunulmuştur.

Bulanık mantık temelli sistemin geliştirilmesinin temel nedeni, Aristo mantığı gibi keskin sınırlarla çalışmayıp daha esnek sınırlarla çalışmasıdır. İnsan görü teorisi temelinde, insan her ne kadar bir nesneye odaklansa dahi etrafındaki nesnelere görmezden gelemez ve bilinç dışı olarak çevredeki nesnelere algılanır [128]. Bir tıp hekimi bir lezyon hakkında karar verirken incelediği lezyonu maskeleymez, lezyonun etrafındaki dokulardan da etkilenir. Bilgisayar sistemlerinin tıp uzmanı kullanıcılar gibi keskin olmayan sınırlar dâhilinde tüm verilerin kullanılmasına imkân sağlaması açısından bu çalışmada bulanık mantık algoritmalarından faydalanılmıştır. Bir lezyon sınırının keskin bir şekilde var olması o sınırın komşuluklarındaki piksellerin hiçbir anlam taşımadığını belirtmez aksine sınır dışındaki pikseller de bilgi taşıyabilirler. Melanoma gibi ölümcül bir hastalık konusunda ise en az anlamlı verilerin dahi oldukça önemli bir katkısı olabilir. Hal böyle iken keskin bir sınır dâhilinde elde edilen verilerin dışlanması veya değerlendirilmemesi yerine bu verilerin azalan bir önem katsayısına göre sistem tarafından değerlendirilmesine yoğunlaşmıştır.

Önerilen yöntemin performansı için nicel değerlendirmede bulunmak adına ISIC veri tabanının görüntüleri kullanılarak elde edilmiş ham veri seti sınıflandırma sonuçlarıyla, ön işlenmiş veri seti sınıflandırma sonuçları, sekiz farklı ağ için doğruluk, özgüllük ve duyarlılık parametrelerine göre hesaplanmıştır. AlexNet, GoogLeNet, ResNet18, Vgg-16, Vgg-19, Inception-V3, ShuffleNet ve Xception mimarilerindeki geliştirilen sistemin başarımına ilişkin sonuçlar Çizelge 5.1'de verilmiştir [18].

Çizelge 5.1. Sekiz evrişimli ağ üzerinde, ham veriler ile bulanık mantık tabanlı önerilen sistem ile ön işlenmiş verilerin karşılaştırma sonuçları [18]

	(%)	AlexNet	GoogLeNet	ResNet	Vgg16	Vgg19	Inception	ShuffleNet	Xception
Doğruluk	Ham Görüntüler	85,71	84,48	82,50	72,66	72,58	86,21	85,41	83,20
	Ön İşlenmiş Görüntüler	86,95	85,60	86,45	86,70	85,47	86,76	86,45	85,30
Duyarlılık	Ham Görüntüler	65,20	70,14	70,40	64,83	62,74	69,30	68,02	71,33
	Ön İşlenmiş Görüntüler	67,40	68,53	71,75	78,35	68,14	70,16	67,25	72,42
Özgüllük	Ham Görüntüler	64,80	60,20	61,90	55,32	58,10	62,38	56,70	63,10
	Ön İşlenmiş Görüntüler	63,33	64,05	60,10	57,86	70,20	65,24	59,43	62,78

Çizelge 5.1 incelendiğinde doğruluk, duyarlılık ve özgüllük parametrelerinde yakalanan en yüksek başarı ile en düşük başarıya sahip ağ modelleri ayrı ayrı yorumlanabilir. Doğruluk parametresi incelendiğinde ham görüntüler için en başarılı ağ Inception iken, ön işlenmiş görüntülerde en başarılı ağın AlexNet olduğu görülebilir. Duyarlılık parametresi için en başarılı ağın ham görüntülerde Xception iken ön işlenmiş görüntülerde Vgg16 olduğu görülebilir. Yine özgüllük parametresine göre ham görüntülerde AlexNet en başarılı iken, ön işlenmiş görüntülerde Vgg16 olduğu görülebilir. Doğruluk parametresinde elde edilen başarı ön işlenmiş görüntülerin AlexNet ağı ile daha uyumlu çalıştığını göstermektedir, duyarlılık parametresinde elde edilen ön işlenmiş görüntülerin başarımının, ham görüntülerde elde edilen başarımdan daha yüksek olduğu görülebilir. Aynı zamanda duyarlılık ve özgüllük parametrelerinde de ön işlenmiş görüntülerin daha başarılı sonuçlar verdiği görülebilir. Elde edilen bu veriye göre geliştirilen bulanık mantık algoritmaları ile ön işleme tabi tutulan görüntülerin evrişimli sinir ağlarında daha başarılı sonuçlar elde edilmesini sağladığı görülebilir. Tanı başarısının artırılmasının paralelinde erken evre melanoma tanısında da daha başarılı sonuçlar elde edilebileceği öngörülmektedir. Bu başarımın altında yatan sebeplerin en önemli ögesinin ön işleme esasında HSV S kanalı verisi olmakla birlikte klinik bir dermatolog gibi entropi filtresi çıktılarını aracılığıyla desenlerin değerlendirilmesi ve mesafe vektörü ile de her bir pikselin lezyonlu bölgeden ne kadar ayrıştığının dikkate alınmasının bu başarımı destekleyici unsur olduğu düşünülmektedir.

5.2. Tartışma

Bu tez çalışmasının temel hedefi görüntü işleme yöntemleri ile yapılan melanoma tanı başarımının artırılmasıdır. Bu hedefe ulaşılmasında, evrişimli sinir ağlarına sunulan görüntülerin ön işlenmesinde bulanık mantık temelli bir yaklaşım geliştirilmiştir ve geliştirilen bu yaklaşımdan faydalanılmıştır.

Literatür araştırıldığında, erken evre melanom tespiti üzerine yapılan araştırmaların son birkaç yılda önemli artış gösterdiği görülmüştür. NN'ler, ML, CNN'ler ve DL ile bütünleşmiş bilgisayar destekli tanı sistemleri (CADS), yüksek derecede doğruluk, özgüllük ve hassasiyetle erken evre melanom tespiti yapabilen ve literatürde başlıca tercih edilen araçlar oldukları tespit edilmiştir. Bilgisayar destekli tanı sistemlerinin temelinde, hastadan alınan görüntünün kendisinin ve piksellerinin birbirleri ile olan ilişkilerinin lezyonla güçlü bir şekilde bağlantılı olduğu, ayrıca görüntünün rengi, piksellerin şekilleri ve yönelimlerinin lezyonun türünü belirlediği literatürde görülmektedir [18].

Bu tez çalışmasında ise geliştirilen sistemin birbiriyle ilişkili iki adımı vardır: Geliştirilen sistemin birinci adımı sChannel, entropyFilter ve DistanceVector adında üç girişi olan bulanık mantık algoritmaları aracılığıyla maskProd ve pixelEnhancement isimli lezyon maskeleyme ve görüntü iyileştirme ön işleme prosedürüne dayanmaktadır. İkinci adımı ise AlexNet, GoogLeNet, Resnet18, Vgg-16, Vgg-19, Inception-V3, ShuffleNet ve Xception gibi derin CNN algoritmaları ile entegrasyonu ve bu algoritmalarla giriş verisetinin lezyon tanısı üretmesidir [18].

Konvansiyonel yöntemler gibi görüntü işleme teknikleri, görüntünün melanom olup olmadığına karar vermek için derin öğrenme temelli yeni nesil metotlara göre daha arka planda kalmışlardır. Ancak sorunun nasıl çözüleceği ve uygun algoritmaların nasıl üretileceği konusunda bu yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır. Burada tespit edilen bu eksikliğin giderilmesi adına ML, CNN, NN ve DL'deki yeni gelişmeler, yenilikçi yeni yöntemler geliştirmek için büyük fırsatlar yarattığı görülmüş ve bu yeni yöntemlerin, modern teknikleri, güçlü algılama algoritmalarına yol açan mevcut iyi kurulmuş geleneksel yöntemlerle bütünleştirilebileceği tespit edilmiştir. Yenilikçi bir yöntem oluşturmak içinse, bu çalışmada sekiz algoritmayı bulanık mantık tabanlı sistemle birleştirmiştir.

Geliştirilen bulanık mantık sisteminin inovatif yönü, konvansiyonel algoritmalar tarafından değerlendirilemeyen piksel ve komşuluklarındaki en az değerli verilerin dahi kazancını artırarak kullanabilmesi [18] özelliğidir. Geliştirilen bulanık mantık yazılımında yapılacak iyileştirmelerle elde edilen başarı oranının artırılacağı öngörülmektedir.

Bu tez çalışmasının literatüre olan en temel katkısının bu başarı oranının artırılmasını sağlayan bulanık mantık temelli görüntü ön işleme sisteminin geliştirilerek konvolüsyonel sinir ağlarıyla birlikte kullanılması olduğu söylenebilir.

Bulanık mantık temelli önerilen yöntemin başarısının, klasik algoritmalarındaki gibi keskin sınırlar kullanılması sonucunda sınır dışında kalabilen önemli bilgilerin gözardı edilmediği, tıp uzmanı kullanıcılar gibi esnek sınır bölgelerindeki önemli bilgilerin işlenebilmesinden kaynaklandığı düşünülmektedir.

Bu tez çalışmasında elde edilen sonuçların başarımlarının artırılması, tezin hedefine ulaşılmasına alternatif olabilecek patikalar tespit edilmesi, ileride gerçekleştirilecek çalışmalarımızın hedefleri arasında yer alacaktır.

Bu başarımların hedefine ulaşmak adına ilgili tez çalışmasında kullanılan bulanık mantık temelli görüntü ön işleme yöntemi geliştirilecek ve yeni metotlar üzerine araştırmalar sürdürülecektir.

Öncelikle mevcut çalışmada yer alan bulanık mantık giriş üyelik fonksiyonlarının sayılarının artırılması sonucunda daha da hassas bir lezyon maskesi üretilebileceği düşünülmektedir, dolayısıyla bu ön işlenmiş görüntülerdeki hassasiyetin çıktı kalitesine pozitif yönde etki edileceği öngörülmüştür.

Yine gelecekteki çalışmalarda kullanılması öngörülen ve bu tez çalışmasından türetilen yöntemlerden bir diğeri, AlexNet başta olmak üzere kullanılan derin öğrenme algoritmaları ile sınıflandırma yapılmasında yararlanılan özelliklerin tespit edilmesi olacaktır. Yapay sinir ağı temelli sınıflandırma yaklaşımlarında, ağın içerisine yayılan veri özellikleri kapalı bir kutu gibi dış dünya tarafından dikkate alınmadan sadece ağın kendi içerisinde işlenir. Kapalı kutu olarak adlandırılan bu yaklaşımda yer alan özellikler, ağın dışına aktararak bulanık mantık temelli bir yaklaşımla sınıflandırma yapılması düşünülmektedir. Çünkü bulanık mantık yapısı gereği Aristo mantığı gibi keskin sınırlarla değil daha yumuşatılmış/keskin olmayan sınırlarla çalışmaktadır. Bu avantajı ise derin öğrenme algoritmaları ile elde edilen

özelliklerin bir tıp uzmanı gibi verilerin tümünün değerlendirilmesine imkân sağlayacağı düşünülmektedir.

Başarımın artırılmasında kullanılması hedeflenen diğer bir yol ise ön işleme aşamalarında bulanık mantık algoritmaları yerine karar destek sistemlerinin kullanılmasıdır. Bilindiği üzere karar destek sistemleri insan karar verme süreci üzerine geliştirilen sistemlerdir. Melanoma tanısında tıp uzmanının belirli kriterlere göre karar verme süreci taklit edilerek, karar destek sistemleri aracılığıyla melanoma görüntüleri ön işleme gerçekleştirilebilir. Ön işleme aşamasında melanoma tanı kriterlerine göre oluşturulmuş karar destek sistemi yazılımı piksel bazında giriş görüntülerini analiz edebilir, karar verebilir ve yapılacak olan görüntü iyileştirilmesi ve maskelenmesi aşamalarını sağlayabilir. Öyleyse ön işleme adımlarının bir tıp uzmanı gibi, giriş görüntüsünden çıkarılacak özelliklere göre karar verebilen karar destek sistemleri ile de gerçekleştirilebileceği öngörülmektedir.

Bu çalışmanın değerlendirmesinde ISIC Archive veritabanı görüntüleri kullanılmıştır. Ancak literatürdeki çalışmalarda yaygın olarak kullanılan; PH², MED-NODE ve DermoFit veritabanlarındaki görüntüler üzerinde de çalışılması ve geliştirilen yazılımın bu veri tabanlarına uygulanarak değerlendirilmesi gerekmektedir. Her ne kadar ISIC Archive veritabanı ile diğer veritabanlarının içerdikleri görüntüler oldukça benzer olsalar dahi gelecek çalışmalarda söz konusu veritabanlarındaki başarımları da değerlendirilecektir.

KAYNAKLAR

- [1]. World Health Organization (2022). Cancer. https://www.who.int/health-topics/cancer#tab=tab_1 Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [2]. Halk Sağlığı Genel Müdürlüğü (2022). Kanser. <https://hsgm.saglik.gov.tr/tr/kanser-anasayfa> Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [3]. International Agency for Research on Cancer (2022). Cancer Key Facts. <https://gco.iarc.fr/today/fact-sheets-cancers> Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [4]. International Agency for Research on Cancer (2022). Cancer Key Facts. <https://gco.iarc.fr/today/fact-sheets-populations> Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [5]. cancer.org (2022). What is Melanoma Skin Cancer ?. <https://www.cancer.org/cancer/melanoma-skin-cancer/about/what-is-melanoma.html> Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [6]. Bisla, D., Choromanska, A., Berman, R.S., Stein J.A., & Polsky, D.(2019). Towards Automated Melanoma Detection With Deep Learning: Data Purification and Augmentation. in *Proc. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, 2720-2728.
- [7]. Xie, F., Yang, J., Liu, J., Jiang, Z., Zheng, Y.(2020). Skin lesion segmentation using high-resolution convolutional neural network. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 186, (105241), 1.
- [8]. Kadampur, M. A., & Riyae, S.A.(2020). Skin cancer detection: Applying a deep learning based model driven architecture in the cloud for classifying dermal cell images. *Informatics in Medicine Unlocked*, 18(100282).
- [9]. Mishra, R., & Daescu, O.(2017).Deep learning for skin lesion segmentation.in *Proc. of 2017 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, 1189–1194.
- [10]. Pérez, E., Reyes, O.,& Ventura, S.(2021).Convolutional neural networks for the automatic diagnosis of melanoma: An extensive experimental study.*Medical Image Analysis*, 67(101858).
- [11]. Li, Y., & Shen, L.(2018). Skin Lesion Analysis towards Melanoma Detection Using Deep Learning Network. *Sensors*, 18(2),556.
- [12]. Cao, X., Pan, J. S., Wang, Z., Sun, Z., Haq, A. (2021). Application of generated mask method based on Mask R-CNN in classification and detection of melanoma. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 207,(106174).
- [13]. Pour, M.P., Seker, H., & Shao, L. (2017). Automated lesion segmentation and dermoscopic feature segmentation for skin cancer analysis. in *Proc. of 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 640–643.

- [14]. Haque, I.R.I., & Neubert, J. (2020). Deep learning approaches to biomedical image segmentation. *Informatics in Medicine Unlocked*, 18(100297).
- [15]. Tan, T.Y., Zhang, L., & Lim, C.P. (2020). Adaptive melanoma diagnosis using evolving clustering, ensemble and deep neural networks,” *Knowledge-Based Systems*, 187(104807).
- [16]. Coronato, A., Naeem, M., De Pietro, G., & Paragliola, G.(2020). Reinforcement learning for intelligent healthcare applications: A survey. *Artificial Intelligence in Medicine*, 109(101964).
- [17]. Singh, S., & Urooj, S.(2018). Analysis of Chronic Skin Diseases using Artificial Neural Network. *International Journal of Computer Applications*, 179(31) 7–13.
- [18]. Yalcinkaya, F., & Erbas, A. (2021). Image Masking and Enhancement System for Melanoma Early Stage Detection. *Intelligent Automation & Soft Computing*, 33(3),1961-1977.
- [19]. Sule, O.O., Viriri S., & Abayomi, A.(2020). Effects of Image Enhancement Techniques on CNNs Based Algorithms for Segmentation of Blood Vessels: A Review. in *Proc. 2020 International Conference on Artificial Intelligence, Big Data, Computing and Data Communication Systems*, 1-6.
- [20]. Jafari, M.H., Karimi, N., Nasr-Esfahani, E., Samavi, S., & Soroushmehr S.M.R.(2016). Skin lesion segmentation in clinical images using deep learning.. in *Proc. of 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, 337–342.
- [21]. Wang, W., Wu, X., Yuan X., & Gao, Z.(2020). An Experiment-Based Review of Low-Light Image Enhancement Methods. *IEEE Access*, 8, 87884-87917, 2020
- [22]. Sikkandar, M.Y., Alrasheadi, B.A., Prakash, N.B., Hemalakshmi, G.R., & Mohanarathinam, A.(2021). Deep learning based an automated skin lesion segmentation and intelligent classification model.*Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 12, 3245–3255.
- [23]. Kottath, A.V., & Shri Bharathi, S. (2022). Image Preprocessing Techniques in Skin Diseases Prediction using Deep Learning: A Review. in *2022 4th International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA)*, Coimbatore, India. 1-6.
- [24]. Sangwine, S. J.(1998). *The Colour Image Processing Handbook*, Chapman & Hall.
- [25]. Strutz, T.(2021). The Distance Transform and its Computation, arxiv, 2106.03503
- [26]. Masood, A. (2016). *Developing Improved Algorithms for Detection and Analysis of Skin Cancer*, PHD Thesis, University Of Technology. Sydney.
- [27]. Wikipedia.(2022).Image Texture. https://en.wikipedia.org/wiki/Image_texture_Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [28]. Mathworks.(2022). Local entropy of grayscale image - MATLAB entropyfilt. <https://www.mathworks.com/help///images/ref/entropyfilt.html>_Erişim Tarihi: 01.12.2022

- [29]. Joseph, S. & Olugbara, O.O.(2022). Preprocessing Effects on Performance of Skin Lesion Saliency Segmentation. *Diagnostics*. 12, 344.
- [30]. Vocaturo, E., Zumpano, E., & Veltri, P.(2018). Image pre-processing in computer vision systems for melanoma detection. in *2018 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, Madrid, Spain, 2117-2124.
- [31]. Zanddizari, H., Nguyen, N.& Zeinali, B.(2021).A new preprocessing approach to improve the performance of CNN-based skin lesion classification. *Med Biol Eng Comput* 59, 1123–1131.
- [32]. Vasuki, P. Kanimozhi, J.,& Devi, M.B.(2017). A survey on image preprocessing techniques for diverse fields of medical imagery. in *2017 IEEE International Conference on Electrical, Instrumentation and Communication Engineering (ICEICE)*, Karur, India. 1-6.
- [33]. Hoshyar, A.N., Al-Jumaily, A., & Hoshyar, A.N. (2014). The Beneficial Techniques in Preprocessing Step of Skin Cancer Detection System Comparing. *Procedia Computer Science*. 42, 25-31.
- [34]. Malik, S., Akram, T., Ashraf, I., Rafiullah, M., Ullah, M., Tanveer, J.(2022). A Hybrid Preprocessor DE-ABC for Efficient Skin-Lesion Segmentation with Improved Contrast. *Diagnostics* 12, 2625.
- [35]. Perumal, S.V., & Velmurugan, T. (2018). Preprocessing by Contrast Enhancement Techniques for Medical Images. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 118(18), 3681-3688.
- [36]. Reshma, M., & Shan, P.B. (2018). Oretinex-DI: Pre-Processing Algorithms for Melanoma Image Enhancement. *Biomedical and Pharmacology Journal*, 11, 1381-1387.
- [37]. Cherepkova, O., & Hardeberg, J.Y. (2018). Enhancing dermoscopy images to improve melanoma detection. in *2018 Colour and Visual Computing Symposium (CVCS)*, 1-6.
- [38]. Hemalatha, R.J., Babu, B., Dhivya, A.J., Thamizhvani, T.R., Joseph, J.E., & Chandrasekaran, R. (2017). A comparison of filtering and enhancement methods in malignant melanoma images. *2017 IEEE International Conference on Power, Control, Signals and Instrumentation Engineering (ICPCSI)*, 2704-2710.
- [39]. Kaur, R., GholamHosseini, H., Sinha, R.(2022). Hairlines removal and low contrast enhancement of melanoma skin images using convolutional neural network with aggregation of contextual information, *Biomedical Signal Processing and Control*.76, 103653.
- [40]. Maini, R., & Aggarwal, H. (2010). A comprehensive review of image enhancement techniques. *arXiv preprint arXiv:1003.4053*.
- [41]. Guo, X., Li, Y., & Ling, H. (2016). LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation. *IEEE Transactions on image processing*, 26(2), 982-993.
- [42]. Munadi, K., Muchtar, K., Maulina, N., & Pradhan, B. (2020). Image enhancement for tuberculosis detection using deep learning. *IEEE Access*, 8, 217897-217907.

- [43]. Ferdinand, V. A., Nawir, V., Henry, G. E., & Gunawan, A. A. S. (2022, August). Effect of Image Enhancement in CNN-Based Medical Image Classification: A Systematic Literature Review. In *2022 5th International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT)* (pp. 87-92). IEEE.
- [44]. Goyal, P.K., Nirvikar, Jain, M.K. (2018). Computer-Aided Diagnosis of Melanoma Skin Cancer: A Review. In: Kolhe, M., Trivedi, M., Tiwari, S., Singh, V. (eds) *Advances in Data and Information Sciences. Lecture Notes in Networks and Systems*, vol 38. Springer, Singapore.
- [45]. Ganster, H., Pinz, A., Röhner, R., Wildling, E., Binder, M., & Kittler, H. (2001). Automated Melanoma Recognition. *IEEE transactions on medical imaging*, 20 3, 233-9.
- [46]. Pennisi, A., Bloisi, D. D., Nardi, D., Giampetruzzi, A. R., Mondino, C., & Facchiano, A. (2016). Skin lesion image segmentation using Delaunay Triangulation for melanoma detection. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 52, 89-103.
- [47]. Pollastri, F., Bolelli, F., Paredes, R., & Grana, C. (2020). Augmenting data with GANs to segment melanoma skin lesions. *Multimedia Tools and Applications*, 79, 15575-15592.
- [48]. Nunnari, F., Ezema, A., & Sonntag, D. (2021). The effects of masking in melanoma image classification with CNNs towards international standards for image preprocessing. In *Wireless Mobile Communication and Healthcare: 9th EAI International Conference, MobiHealth 2020, Virtual Event, November 19, 2020, Proceedings 9* (pp. 257-273). Springer International Publishing.
- [49]. İlkin, S. (2022). Dermatolojik görüntülerde melanomlu bölge tespiti için hibrit destek vektör makinesi yöntemi geliştirilmesi, Doktora tezi, Kocaeli Üniversitesi. Kocaeli
- [50]. Pour, M.P., Seker, H., & Shao, L.(2017). Automated lesion segmentation and dermoscopic feature segmentation for skin cancer analysis. in *Proc. of 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 640–643.
- [51]. Li, C.,Guo, J., Porikli,F,. & Pang, Y.(2018). LightenNet: A convolutional Neural Network for weakly illuminated image enhancement. *Pattern Recognition Letters*, 104,15–22.
- [52]. Gazioğlu, B.S.,(2021). Dermatolojide Melanoma Malignansının Sınıflandırılması, Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul.
- [53]. Ichim, L.,& Popescu, D.(2020). Melanoma Detection Using an Objective System Based on Multiple Connected Neural Network. *IEEE Access.* 8, 179189-179202.
- [54]. Naeem, A., Farooq, M.S., Khelifi, A., & Abid, A. (2020). Malignant melanoma classification using deep learning: Datasets, performance measurements, challenges and opportunities. *IEEE Access*, 8, 110575–110597.

- [55]. Sabouri, P., & GholamHosseini, H. (2016). Lesion border detection using deep learning. In *2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)* (pp. 1416-1421). IEEE.
- [56]. Bi, L., Kim, J., Ahn, E., Kumar, A., & Fulham, M. (2017). Dermoscopic image segmentation via multistage fully convolutional networks. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(9), 2065–2074.
- [57]. Sabbaghi, S., Aldeen, M., & Garnavi, R. (2016). A deep bag-of-features model for the classification of melanomas in dermoscopy images. in *Proc. of 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 1369–1372.
- [58]. Al-Zyoud, W. Helou, A. Al Qasem E. and Rawashdeh, N. (2020). Visual feature extraction from dermoscopic colour images for classification of melanocytic skin lesions. *EurAsian Journal of BioSciences*, 14, 1299-1307.
- [59]. Okur, E., & Turkan, M. (2018). A survey on automated melanoma detection. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 73, 50–67.
- [60]. Nasr-Esfahani, E., Samavi, S., Karimi, N., Soroushmehr, S. M. R., & Jafari, M. H. (2016). Melanoma detection by analysis of clinical images using convolutional neural network. in *Proc. of 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 1373–1376.
- [61]. Pathan, S., Aggarwal, V., Prabhu K.G, & Siddalingaswamy, P. C. (2019). Melanoma Detection in Dermoscopic Images using Color Features. *Biomedical and Pharmacology Journal*, 12(1).
- [62]. Lopez, A.R., Giro-i-Nieto, X., Burdick J., & Marques, O. (2017). Skin lesion classification from dermoscopic images using deep learning techniques”, in *Proc. of 13th IASTED International Conference on Biomedical Engineering (BioMed)*, 49–54.
- [63]. Zagrouba, E., & Barhoumi, W. (2005). An accelerated system for melanoma diagnosis based on subset feature selection. *Journal of Computing and Information Technology*, 13(1), 69–82.
- [64]. Sboner, A., Blanzieri, E., Eccher, C., Bauer, P., & Cristofolini, M. (2001). Knowledge based system for early melanoma diagnosis support. in *Proc. 6th IDAMAP workshop-Intelligent Data Analysis in Medicine and Pharmacology*.
- [65]. Abbas, Q., Garcia, I. F., Celebi, M.E., Ahmad W., & Mushtaq, Q. (2012). A perceptually oriented method for contrast enhancement and segmentation of dermoscopy images. *Skin Research and Technology*, 19(1) 490–497.
- [66]. Lumb, M., & Sethi, P. (2013). Texture Feature Extraction of RGB, HSV, YIQ and Dithered Images using GLCM, Wavelet Decomposition Techniques. *International Journal of Computer Applications*, 68 (11), 25–31.
- [67]. Hosny, K. M., Kassem, M. A., & Foad, M. M. (2019). Classification of skin lesions using transfer learning and augmentation with Alex-net. *PLoS ONE*, 14(5).

- [68]. Maiti, A. & Chatterjee, B. (2019). Improving detection of Melanoma and Naevus with deep neural networks. *Multimedia Tools and Applications*, 79(21–22), 15635–15654.
- [69]. Sheha, M. A., Sharwy, A., & Mabrouk, M. S. (2016). Automated Imaging System for Pigmented Skin Lesion Diagnosis. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 7(10).
- [70]. Diniz, J., & Cordeiro, F.(2017). Automatic Segmentation of Melanoma in Dermoscopy Images Using Fuzzy Numbers.in *Proc 2017 IEEE 30th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, 150-155.
- [71]. Arul Edwin Raj, A. M., Sundaram, M., & Jaya, T.(2021). Thermography based breast cancer detection using self- adaptive gray level histogram equalization color enhancement method. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 31(2),854-873.
- [72]. Piccolo, D., Ferrari, A., Peris, K., Diadone, R., Ruggeri, B., & Chimenti, S. (2002). Dermoscopic diagnosis by a trained clinician vs. a clinician with minimal dermoscopy training vs. computer-aided diagnosis of 341 pigmented skin lesions: a comparative study. *The British journal of dermatology*, 147(3), 481–486.
- [73]. MacLellan, A. N., Price, E. L., Publicover-Brouwer, P., Matheson, K., Ly, T. Y., Pasternak, S., & Langley, R. G. (2021). The use of noninvasive imaging techniques in the diagnosis of melanoma: a prospective diagnostic accuracy study. *Journal of the American Academy of Dermatology*, 85(2), 353-359.
- [74]. Marchetti, M.A., Codella, N. C., Dusza, S. W., Gutman, D. A., Helba, B., Kalloo, A., & Halpern, A.C. (2018). Results of the 2016 International Skin Imaging Collaboration International Symposium on Biomedical Imaging challenge: Comparison of the accuracy of computer algorithms to dermatologists for the diagnosis of melanoma from dermoscopic images. *Journal of the American Academy of Dermatology*, 78(2), 270-277.]
- [75]. Sikkandar, M. Y., Alrasheadi, B.A., Prakash, N.B., Hemalakshmi, G. R., & Mohanarathinam A.(2021). Deep learning based an automated skin lesion segmentation and intelligent classification model, *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, vol. 12, pp. 3245–3255, 2021
- [76]. Zadeh, L.A.(1965). Fuzzy Sets, *Inform. and Control*, 8, 338-353.
- [77]. Şen, Z.,(2004). Mühendislikte Bulanık (Fuzzy) Mantık ile Modelleme Prensipleri, Su Vakfi, İstanbul.
- [78]. Mamdani, E.H.,& Assilian, S.(1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller,*International Journal of Man-Machine Studies*, 7(1), 1-13.
- [79]. Mathworks(2022). What is Fuzzy Logic. <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/what-is-fuzzy-logic.html> Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [80]. Sugeno, M.(1985). *Industrial Applications of Fuzzy Control*. Elsevier Science Pub. Co.

- [81]. Mathworks. (2022). Foundations of Fuzzy Logic. <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/foundations-of-fuzzy-logic.html#bp78170-2> Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [82]. Öztemel, E., (2006).Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- [83]. Grignaffini, F., Barbuto, F., Piazzo, L., Troiano, M., Simeoni, P., Mangini, F., Pellacani, G., Cantisani, C.,& Frezza, F.(2022). Machine Learning Approaches for Skin Cancer Classification from Dermoscopic Images: A Systematic Review. *Algorithms*. 15, 438.
- [84]. Karpathy, A.(2022). Stanford university cs231n convolutional neural networks for visual recognition course notes. <http://cs231n.github.io/>. Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [85]. Kruse, R., Borgelt, C., Braune, C., Mostaghim, S., & Steinbrecher, M. (2016). Introduction to Neural Networks. In: Computational Intelligence. Texts in Computer Science. Springer, London.
- [86]. O'Mahony, N., Campbell, S., Carvalho, A., Harapanahalli, S., Hernandez, G. V., Krpalkova, L., Riordan, D., & Walsh, J. (2019) "Deep learning vs. Traditional Computer Vision," *Advances in Intelligent Systems and Computing*, pp. 128–144. Available at: https://doi.org/10.1007/978-3-030-17795-9_10.
- [87]. Kara, F.B.(2021). Evrişimli Sinir Ağları İle Histopatolojik Görüntülerden Melanom Tespiti, Yüksek Lisans Tezi, Düzce Üniversitesi, Düzce.
- [88]. Mathworks.(2022). Deep Learning. <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/> Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [89]. Şeker, A., Diri, B., & Balık, H.H.(2017). Derin Öğrenme Yöntemleri ve Uygulamaları Hakkında Bir İnceleme, *Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 3,47-64.
- [90]. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A.,(2019) Deep Learning. *Massachusetts Institute of Technology*, <http://www.deeplearningbook.org>
- [91]. İnik, Ö., & Ülker, E.(2017). Derin Öğrenme ve Görüntü Analizinde Kullanılan Derin Öğrenme Modelleri, *Gaziosmanpaşa Bilimsel Araştırma Dergisi*, 6, 85-104.
- [92]. Kassem, A.F.F. (2016). Segmentation Of Skin Cancer By Using Image Processing Techniques, Yüksek Lisans Tezi. Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul.
- [93]. Ogorzaek, M., Nowak, L., Surowka, G., & Alekseenko, A. (2011). Modern Techniques for Computer-Aided Melanoma Diagnosis. *Melanoma in the Clinic - Diagnosis, Management and Complications of Malignancy*.
- [94]. Pathan, S., Gopalakrishna P.K., & Siddalingaswamy, P.C. (2018). Techniques and algorithms for computer aided diagnosis of pigmented skin lesions—A review, *Biomedical Signal Processing and Control*, 39,237-262.
- [95]. Hastings, G.D., & Rubin, A. (2012).Colour spaces - a review of historic and modern colour models, *S Afr Optom* ,71 (3), 133-143.
- [96]. RGB Color Model (2023). https://en.wikipedia.org/wiki/RGB_color_model Erişim Tarihi: 01.01.2023

- [97]. Color Model (2023). https://en.wikipedia.org/wiki/Color_model Erişim Tarihi: 01.01.2023
- [98]. Rigel, C.A. (2010). The Evolution of Melanoma Diagnosis 25 Years Beyond, *A Cancer J Clinicians*.
- [99]. ISIC Archive. (2022). www.isic-archive.com Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [100]. Pehamberger, H., Binder, M., Steiner, A., & Wolff, K.(1993). In vivo epiluminescence microscopy: improvement of early diagnosis of melanoma. *J Invest Dermatol*. 100(3),356-362
- [101]. Çavuşçulu M.(2017). Radyoterapi Uygulamaları İçin Otomatik İris Lokalizasyonu. Yüksek Lisans Tezi. TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi, Ankara.
- [102]. Gonzalez, R.C, & Woods, R. E.(2018) Digital Image Processing, Fourth Edition, Pearson.
- [103]. Easton, R.L. (2010). Fundamentals of Digital Image Processing.
- [104]. Šimundić, A.M., 2009 Measures of Diagnostic Accuracy: Basic Definitions. *EJIFCC*.19(4),203.
- [105]. Kaya, S., Bayraktar, M., Kockara, S. (2016). Abrupt skin lesion border cutoff measurement for malignancy detection in dermoscopy images. *BMC Bioinformatics*. 17 (13), 367
- [106]. Abbas, Q., Celebi, M.E., García, I.F.(2011) Hair removal methods: A comparative study for dermoscopy images. *Biomedical Signal Processing and Control*. 6(4), 395-404.
- [107]. Madooei, A., & Drew, M.S. (2016). Incorporating Colour Information for Computer-Aided Diagnosis of Melanoma from Dermoscopy Images: A Retrospective Survey and Critical Analysis. *Int J Biomed Imaging*. 4868305.
- [108]. Cavalcanti, P.G., Scharcanski, J., Lopes, C.B.O. (2010). Shading Attenuation in Human Skin Color Images. *Advances in Visual Computing. Lecture Notes in Computer Science*. 6453. Springer, Berlin.
- [109]. Aljanabi, M., Özok, Y.E., Rahebi, J., & Abdullah, A.S.(2018). Skin Lesion Segmentation Method for Dermoscopy Images Using Artificial Bee Colony Algorithm. *Symmetry*. 10(8).347.
- [110]. García-Martínez, F.J., Roldán F.A., Martín, Á.H., Rodríguez, M.A.S. (2016). “Umbrella” Artifact Caused by Air Bubbles in Ultrasound Gel, *Actas*, 107(7), 603.
- [111]. Khalid, S., Khalil, T., & Nasreen, S. (2014). A survey of feature selection and feature extraction techniques in machine learning. *2014 Science and Information Conference*.
- [112]. PH² Dataset.(2022). <https://www.fc.up.pt/addi/ph2%20database.html> Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [113]. MED-NODE Dataset.(2022). https://www.cs.rug.nl/~imaging/databases/melanoma_naevi/ Erişim Tarihi: 01.12.2022

- [114]. DermoFit Dataset.(2022). <https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/DERMOFIT/datasets.htm> Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [115]. Walters, K., & Roberts, M. (2002). The Structure and Function of Skin. *Dermatological and Transdermal Formulations*.1-40.
- [116]. Layers of Skin.(2022). <https://www.healthline.com/health/layers-of-skin> Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [117]. James, W.D., Elston, D., Treat, J.R., & Rosenbach, M.A. (2019). *Andrews' Diseases of the Skin*, Elsevier, 2019.
- [118]. skincancer.org.(2022). Melanoma Overview.: <https://www.skincancer.org/skin-cancer-information/melanoma/#what> Erişim Tarihi: 01.12.2022
- [119]. Herlyn, M. (1990). Human melanoma: Development and progression. *Cancer Metast.*9, 101–112
- [120]. Buxton, P.K. (1993). *ABC Of Dermatology*, Wiley-Blackwell,
- [121]. National Cancer Institute. (2023). <https://www.cancer.gov/types/skin/patient/melanoma-treatment-pdq>
- [122]. Jaworek-Korjakowska, J. (2016).Computer-Aided Diagnosis of Micro-Malignant Melanoma Lesions Applying Support Vector Machines. *Biomed Res Int*. 4381972.
- [123]. Utz, S., Friedlander, P., Markowitz, O. (2018). Malignant melanoma. *Treatment of Skin Disease*.484-488.
- [124]. Reshma M., & Shan, B.P.(2020). A clinical decision support system for micro panoramic melanoma detection and grading using soft computing technique. *Measurement*. 163, 108024.
- [125]. Breu, L.H., Gil, J., Kirkpatrick, D., & Werman, M.(1995). Linear time Euclidean distance transform algorithms. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 17(5), 529-533.
- [126]. Zhao, H., Feng, X.,& Chen, Y.(2009). Entropy-based texture analysis and feature extraction of urban street trees in the spatial frequency domain. *Automatic Target Recognition and Image Analysis*. 749513.
- [127]. Wang, W., Wu, X., Yuan X., & Gao, Z.(2020). An Experiment-Based Review of Low-Light Image Enhancement Methods. *IEEE Access*, 8, 87884-87917.
- [128]. Yalcinkaya, F., & Erbas, A. (2021). Convolutional Neural Network and Fuzzy Logic-based Hybrid Melanoma Diagnosis System. *Elektronika ir Elektrotechnika*, 27(2), 55-63.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Ali ERBAŞ

Doğum Tarihi :

Yabancı Dil :

Eğitim Durumu

Lisans :

Yüksek Lisans :

Çalıştığı Kurum/Kurumlar ve Yıl/Yıllar:

Yayımları (SCI) :

Yüksek Lisans Dönemi Sonrası Yayımları:

Yalcinkaya, F., & Erbaş, A. (2014). The design of an embedded spinal cord stimulator. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 22(6), 1453-1462.

Doktora Öğrenim Dönemi Yayımları:

Yalcinkaya, F., & Erbas, A. (2021). Convolutional Neural Network and Fuzzy Logic-based Hybrid Melanoma Diagnosis System. *Elektronika ir Elektrotehnika*, 27(2), 55-63.

Yalcinkaya, F., & Erbas, A. (2022). Image Masking and Enhancement System for Melanoma Early Stage Detection. *Intelligent Automation & Soft Computing*, 33(3).

Yayımları (Diğer) :

Lisans Öğrenim Dönemi:

Yalcinkaya, F., Erbas, A., & Kizil Kaplan, E. (2010). The design and construction of a portable multichannel spinal cord stimulator based on pic18f452 microcontroller, In *The Twelfth IASTED International Conference on Control and Applications 2010*, Banff, Alberta, Canada.

Yalcinkaya, F., Erbas, A., & Kizil Kaplan, E. (2011). The Design and Construction of a Portable Touchscreen Multichannel Spinal Cord Stimulator Based on PIC18F452

Microcontroller, In *The Eight IASTED International Conference on Biomedical Engineering*, Innsbruck, Austria.

Yüksek Lisans Dönemi Sonrası Yayınları:

Yalcinkaya, F., Kizil Kaplan, E., & Erbas, A. (2013, November). Mathematical modelling of human heart as a hydroelectromechanical system. In *2013 8th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO)* (pp. 362-366). IEEE.



EKLER

Ek-1: Tezde Geliştirilen Bulanık Mantık Sistemi Kural Tabanı

1. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* düşük, *Distance Vector* yakın ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımlıysa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* orta ve *Image Enhancement Weight Matrix* düşüktür.
2. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* düşük, *Distance Vector* yakın ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımsızsa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* düşük ve *Image Enhancement Weight Matrix* yüksek.
3. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* düşük, *Distance Vector* orta ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımlıysa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* yüksek ve *Image Enhancement Weight Matrix* düşüktür.
4. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* düşük, *Distance Vector* orta ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımsızsa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* orta ve *Image Enhancement Weight Matrix* yüksek.
5. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* düşük, *Distance Vector* uzak ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımlıysa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* yüksek ve *Image Enhancement Weight Matrix* düşüktür.
6. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* düşük, *Distance Vector* uzak ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımsızsa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* yüksek ve *Image Enhancement Weight Matrix* düşüktür.
7. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* orta, *Distance Vector* yakın ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımlıysa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* orta ve *Image Enhancement Weight Matrix* düşüktür.
8. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* orta, *Distance Vector* yakın ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımsızsa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* düşük ve *Image Enhancement Weight Matrix* yüksek.
9. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* orta, *Distance Vector* orta ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımlıysa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* orta ve *Image Enhancement Weight Matrix* düşüktür.

10. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* orta, *Distance Vector* orta ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımsızsa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* düşük ve *Image Enhancement Weight Matrix* yüksek.
11. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* orta, *Distance Vector* uzak ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımlıysa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* yüksek ve *Image Enhancement Weight Matrix* düşüktür.
12. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* orta, *Distance Vector* uzak ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımsızsa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* orta ve *Image Enhancement Weight Matrix* düşüktür.
13. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* yüksek, *Distance Vector* yakın ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımlıysa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* düşük ve *Image Enhancement Weight Matrix* yüksek.
14. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* yüksek, *Distance Vector* yakın ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımsızsa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* düşük ve *Image Enhancement Weight Matrix* yüksek.
15. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* yüksek, *Distance Vector* orta ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımlıysa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* düşük ve *Image Enhancement Weight Matrix* yüksek.
16. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* yüksek, *Distance Vector* orta ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımsızsa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* düşük ve *Image Enhancement Weight Matrix* yüksek.
17. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* yüksek, *Distance Vector* uzak ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımlıysa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* yüksek ve *Image Enhancement Weight Matrix* düşüktür.
18. Eğer *HSV image s-Channel Data Matrix* yüksek, *Distance Vector* uzak ve *Image Entropy Filter Matrix* bağımsızsa, Çıkışta *Mask Probability Matrix* orta ve *Image Enhancement Weight Matrix* düşüktür.