T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

UZAMSAL ÖN İŞLEME YÖNTEMLERİ VE SİYAM SİNİR AĞLARI KULLANILARAK BİYOMEDİKAL GÖRÜNTÜLERDE MORFOLOJİK BOZUKLUKLARIN SINIFLANDIRILMASI

Mustafa CEBECİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Programı

Danışman
Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN

Ağustos, 2024

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

UZAMSAL ÖN İŞLEME YÖNTEMLERİ VE SİYAM SİNİR AĞLARI KULLANILARAK BİYOMEDİKAL GÖRÜNTÜLERDE MORFOLOJİK BOZUKLUKLARIN SINIFLANDIRILMASI

Mustafa CEBECİ tarafından hazırlanan tez çalışması 07.08.2024 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Bilgisayar Mühendisliği Programı **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN
Yildiz Technical University
Danışman

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN, Danışman
Yildiz Technical University _____

Doç. Dr. Ali Can KARACA, Üye
Yildiz Technical University _____

Prof. Dr. Nizamettin AYDIN, Üye
İstanbul Technical University _____

Danışmanım Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN sorumluluğunda tarafımca hazırlanan UZAMSAL ÖN İŞLEME YÖNTEMLERİ VE SİYAM SİNİR AĞLARI KULLANILARAK BİYOMEDİKAL GÖRÜNTÜLERDE MORFOLOJİK BOZUKLUKLARIN SINIFLANDIRILMASI başlıklı çalışmada veri toplama ve veri kullanımında gerekli yasal izinleri aldığımı, diğer kaynaklardan aldığım bilgileri ana metin ve referanslarda eksiksiz gösterdiğimi, araştırma verilerine ve sonuçlarına ilişkin çarpıtma ve/veya sahtecilik yapmadığımı, çalışmam süresince bilimsel araştırma ve etik ilkelerine uygun davrandığımı beyan ederim. Beyanımın aksinin ispatı halinde her türlü yasal sonucu kabul ederim.

Mustafa CEBECİ

İmza

“Bu çalışma Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) ARDEB 1001 Destek No 122E164 projesi tarafından desteklenmiştir."

Anneme, babama
ve eşime

TEŞEKKÜR

Bu çalışmada bana rehberlik ettiği, emek verdiği ve desteklediği için danışman hocam Doç.Dr. Hamza Osman İLHAN'a; hayatım boyunca beni destekledikleri için anneme, babama, kardeşlerime ve eşime teşekkür ederim.

Mustafa CEBECİ

İÇİNDEKİLER

KISALTMA LİSTESİ viii

ŞEKİL LİSTESİ ix

TABLO LİSTESİ xi

ÖZET xii

ABSTRACT xiv

1 GİRİŞ 1

1.1 Problem Tanımı . . . 1
1.2 Literatür Taraması . . . 2
1.3 Tezin Amacı . . . 10
1.4 Hipotez . . . 11

2 MEDİKAL GÖRÜNTÜLEME TEKNİKLERİ 12

2.1 Temel Görüntüleme Teknikleri . . . 12
2.1.1 Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG) . . . 12
2.1.2 Bilgisayarlı Tomografi (BT) . . . 12
2.1.3 Ultrasonografi (USG) . . . 14
2.1.4 Pozitron Emisyon Tomografisi (PET) . . . 14
2.2 Mikroskopla Görüntüleme Teknikleri . . . 15
2.2.1 Işık Mikroskobu . . . 15
2.2.2 Elektron Mikroskobu . . . 16
2.3 Uygulamalar ve Klinik Önemi . . . 16
2.4 Gelecekteki Yönelimler ve Yenilikler . . . 17

3 BİYOMEDİKAL GÖRÜNTÜ ANALİZLERİNDE YAPAY ZEKA 18

3.1 Görüntü Ön İşleme . . . 18
3.1.1 Gürültü Azaltma . . . 19
3.1.2 Kontrast İyileştirme . . . 19
3.1.3 Geometrik Dönüşümler . . . 20
3.1.4 Renk Dönüşümleri . . . 21

3.1.5 Veri Artırma 22
3.2 Makine Öğrenmesi 22
3.2.1 Makine Öğrenmesi Algoritmaları 23
3.3 Derin Öğrenme 26
3.3.1 Derin Öğrenme Algoritmaları 27
3.4 Sınıflandırma 34
3.4.1 Makine Öğrenmesi ile Biyomedikal Görüntü Sınıflandırma . 34
3.4.2 Derin Öğrenme ile Biyomedikal Görüntü Sınıflandırma . . . 35

4 MATERYAL VE YÖNTEMLER 37
4.1 Veri Seti 37
4.2 Renk Uzayı Dönüşümü ve Uzamsal Birleştirme 38
4.3 Siyam Sinir Ağları 41
4.3.1 Görüntü Çiftlerinin Oluşturulması 42
4.3.2 SSA Mimarisi ve Parametreler 42
4.3.3 Diğer Katmanlar 43
4.3.4 Sınıflandırma 44

5 DENEYSEL SONUÇLAR VE TARTIŞMA 45

6 SONUÇLAR VE GELECEK ÇALIŞMALAR 56

KAYNAKÇA 58

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR 63

KISALTMA LİSTESİ

YZ	Yapay zeka
SSA	Siyam Sinir Ağları
MRG	Manyetik Rezonans Görüntüleme
BT	Bilgisayarlı Tomografi
USG	Ultrasonografi
PET	Pozitron Emisyon Tomografisi
YSA	Yapay Sinir Ağları
ESA	Evrişimli Sinir Ağları
SNN	Siamese Neural Networks
CNN	Convolutional Neural Networks
WHO	World Health Organization
DSÖ	Dünya Sağlık Örgütü
BDSA	Bilgisayar Destekli Sperm Analizi
DVM	Destek Vektör Makinesi

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1 MRG Örnek Görüntü [31] 13
Şekil 2.2 BT Örnek Görüntü [32] 13
Şekil 2.3 USG Örnek Görüntü [33] 14
Şekil 2.4 PET Örnek Görüntü [34] 15
Şekil 2.5 Işık Mikroskobu ile Elde Edilen Örnek Görüntü [36] 15
Şekil 2.6 Elektron Mikroskobu ile Elde Edilen Örnek Görüntü [37] 16
Şekil 3.1 Tuz-biber gürültülü bir görüntü ve gauss filtresi uygulanmış hali [42] 19
Şekil 3.2 a,b,c girdi görüntüleri; d,e,f kontrast iyileştirme yapılmış halleri [43] 20
Şekil 3.3 Aynı sperm örneğinin 4 farklı renk uzayına ait görüntüleri [4] . . 21
Şekil 3.4 Makine öğrenmesi algoritmaları [44] 24
Şekil 3.5 Derin Öğrenme Katmanları 27
Şekil 3.6 ESA Katmanları [47] 28
Şekil 3.7 Giriş Görüntüsü, Konvolüsyon Sonrası Görüntü, ReLU sonrası Görüntü [47] 28
Şekil 3.8 Aktivasyon Fonksiyonları [48] 29
Şekil 3.9 Aktivasyon Fonksiyonları [48] 29
Şekil 3.10 Havuzlama Yöntemleri [49] 30
Şekil 3.11 Transfer Öğrenme [58] 33
Şekil 3.12 Sperm Sınıflandırılmasında Makine Öğrenmesinin Kullanımı [13] 34
Şekil 3.13 Derin Öğrenme ile COVID-19 Hastalık Tespiti [61] 35
Şekil 3.14 Derin Öğrenme ile Akciğer Tümör Tespiti [62] 36
Şekil 4.1 HuSHeM ve SMIDS veri setlerinden örnek resimler [13] 38
Şekil 4.2 Aynı sperm örneğinin 4 farklı renk uzayına ait görüntüleri [4] . . 39
Şekil 4.3 Uzamsal Birleşim [4] 40
Şekil 4.4 Renk Uzayı Çalışmasının Akış Diyagramı [4] 40
Şekil 4.5 SSA mimarisi [21] 43
Şekil 5.1 Farklı Renk Uzaylarını Sınıflandırma Sonuçları(%) [4] 46
Şekil 5.2 HuSHeM veri seti sınıflandırma sonuçları 47
Şekil 5.3 5 kat artırılmış HuSHeM veri seti sınıflandırma sonuçları 47
Şekil 5.4 10 kat artırılmış HuSHeM veri seti sınıflandırma sonuçları 48
Şekil 5.5 40 kat artırılmış HuSHeM veri seti sınıflandırma sonuçları 48

Şekil 5.6 Orijinal ve artırılmış veri setlerinde alınan en iyi sonuçlar 49
Şekil 5.7 SMIDS ve 10 kat artırılmış SMIDS veri setleri sınıflandırma sonuçları 50
Şekil 5.8 HuSHeM ve SMIDS veri setleri sınıflandırma sonuçları 50
Şekil 5.9 HuSHeM orijinal veri seti ve Uzamsal birleştirme ile oluşturulmuş veri seti sınıflandırma sonuçları 51
Şekil 5.10 EfficientNetB3 ve EfficientNetB4 sınıflandırma sonuçları 52
Şekil 5.11 HuSHeM orijinal veri seti en başarılı modelin karışıklık matrisi . 52
Şekil 5.12 HuSHeM 5 kat artırılmamış veri seti en başarılı modelin karışıklık matrisi 53
Şekil 5.13 HuSHeM 10 kat artırılmamış veri seti en başarılı modelin karışıklık matrisi 53
Şekil 5.14 HuSHeM 40 kat artırılmamış veri seti en başarılı modelin karışıklık matrisi 54
Şekil 5.15 SMIDS ile denenen en başarılı modelin karışıklık matrisi 54
Şekil 5.16 HuSHeM efficientnetb3 ile denenen en başarılı modelin karışıklık matrisi 55
Şekil 5.17 Uzamsal birleştirme ile oluşturulan veri setinde denenen karışıklık matrisi 55

TABLO LİSTESİ

Tablo 1.1 HuSHeM,Scian-Morpho ve SMIDS veri setlerinde gerçekleştirilen çalışmaların sınıflandırma başarım oranları . . . 5
Tablo 4.1 HuSHeM ve SMIDS veri setlerinde sınıflara göre görüntü dağılımları 37

ÖZET

UZAMSAL ÖN İŞLEME YÖNTEMLERİ VE SİYAM SİNİR AĞLARI KULLANILARAK BİYOMEDİKAL GÖRÜNTÜLERDE MORFOLOJİK BOZUKLUKLARIN SINIFLANDIRILMASI

Mustafa CEBECİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
YÜKSEK LİSANS Tezi

Danışman: Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN

Erkek bireylerde kısırlık hastalığının teşhisi için sperm görüntülerinin analiz edilmesi önem taşımaktadır. Sperm görüntülerinin analizinde derin öğrenme yöntemleri de kullanılmaktadır. Bu çalışmada öncelikle sperm veri setlerine uzamsal ön işleme yöntemleri uygulanmış. Daha sonra ise sperm veri setlerini sınıflandırmak amacıyla Siyam Sinir Ağları'nın kullanımı incelenmiştir. Makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı görüntü sınıflandırma çalışmalarında farklı renk uzaylarının ve uzamsal birleştirme yöntemlerinin kullanımı sınıflandırma performansını artırmak için uygulanan ön işleme yöntemleridir. Bu çalışmada da ön işleme adımı olarak bu yöntemler kullanılmıştır. Öncelikle RGB renk paletine sahip orijinal görüntüler LAB, HSV ve YCbCr olmak üzere 3 farklı renk uzayına dönüştürülmüş daha sonra ise bu renk uzaylarına sahip görüntüler uzamsal olarak birleştirilmiştir. Uzamsal birleştirme yöntemi ile gerçekleştirilen sınıflandırmada %82.0'luk başarım oranına erişilmiş ve sınıflandırma performansında RGB renk uzayına göre bir artış gerçekleşmiştir. Ön işleme adımından sonra ise Siyam Sinir Ağları'nın kullanımı incelenmiştir. Makine öğrenmesi ve derin öğrenme modelleri sperm morfoloji analizinde belirli bir noktaya kadar başarılı sonuçlar vermektedir. Aynı şekilde derin öğrenmenin bir alt dalı olan Evrişimli Sinir Ağları(ESA) da belirli bir noktaya kadar başarılı sonuçlar vermekte ancak düşük veri sayısına sahip veri setlerinde istenilen başarım oranlarına ulaşamamaktadır. ESA'nın bir

türü olan SSA ise az görüntü içeren veri setlerindeki bu performans sorununa yenilikçi bir çözüm sunmaktadır. Ana amaç, giriş çiftleri arasındaki benzerlik veya farklılıkları belirlemek için bir uzaklık fonksiyonu öğrenmektir. Siyam Sinir Ağları'nın temel yapısı ve çalışma prensibi şu şekildedir: İkiz ağlar, aynı yapıya ve ağırlıklara sahip iki alt ağdır ve her biri bir giriş görüntüsünü işler ve yüksek boyutlu bir özellik vektörüne dönüştürür. Özellik karşılaştırma aşamasında, giriş çiftlerinden elde edilen özellik vektörleri karşılaştırılır. Bu genellikle L1 veya L2 normları gibi mesafe ölçütleri kullanılarak yapılır. Kayıp fonksiyonu olarak karşılaştırmalı kayıp fonksiyonu yaygın olarak kullanılır. Siyam Sinir Ağları sperm veri setleri üzerinde ilk defa bu çalışmada denenmiştir. Bu çalışmada da "Adamax", "RMSProp", "SGD" optimizasyon yöntemlerinin; çeşitli öğrenme oranlarının ve önceden eğitilmiş EfficientNetB4 ve EfficientNetB3 modellerinin HuSHeM ve SMIDS veri setlerinde performansları elde edilmiştir. En iyi sınıflandırma performansına önceden eğitilmiş EfficientNetB4 modeli, RMSProp optimizasyon yöntemi ve 0.01 öğrenme oranı ile 5 kat arttırılmış HuSHeM veri seti üzerinde ulaşılmış olup bu başarım oranı %89.92'dir. SMIDS veri seti üzerinde ise en iyi sınıflandırma performansına EfficientNetB4 modeli, RMSProp optimizasyon fonksiyonu ve 0.01 öğrenme oranı ile Orijinal SMIDS veri setinde %85.71 başarım oranı ile ulaşılmıştır. Uzamsal birleştirme yöntemi ile gerçekleştirilen sınıflandırmada ise %82.0'luk başarım oranına erişilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Siyam Sinir Ağları, Sperm Morfoloji Analizi, Derin Öğrenme.

ABSTRACT

Classification of Morphological Disorders Using Spatial Preprocessing Methods and Siamese Neural Networks in Biomedical Images

Mustafa CEBECİ

Department of Computer Engineering
Master of Science Thesis

Supervisor: Assoc. Prof. Hamza Osman ILHAN

It is important to analyze sperm images to diagnose infertility in male individuals. Deep learning methods are used in the analysis of sperm images. In this study, spatial preprocessing methods were first applied to sperm data sets.Then the use of Siamese Neural Networks to classify sperm data sets was examined. In machine learning and deep learning based image classification studies, the use of different color spaces and spatial fusion methods are preprocessing methods applied to increase the classification performance. In this study, these methods were used as preprocessing steps. First of all, the original images with RGB color palette were converted to 3 different color spaces as LAB, HSV and YCbCr, and then the images with these color spaces were spatially fused. In the classification performed with the spatial combination method, a success rate of %82.0 was achieved and an increase in classification performance was achieved compared to the RGB color space. After the pre-processing step, the use of Siamese Neural Networks was examined. Machine learning and deep learning models provide successful results in sperm morphology analysis up to a certain point. Likewise, CNN, a sub-branch of deep learning, provides successful results up to a certain point, but cannot reach the desired performance rates in data sets with low data numbers. SNN, a type of CNN, offers an innovative solution to this performance problem in data sets containing few images. The main goal is to learn a distance function to determine the similarities or differences between pairs of inputs. The basic structure and working principle of Siamese Neural Networks is as follows: Twin networks are

two subnetworks with the same structure and weights, and each of them processes an input image and converts it into a high-dimensional feature vector. In the feature comparison phase, feature vectors obtained from input pairs are compared. This is usually done using distance measures such as L1 or L2 norms. The comparative loss function is commonly used as the loss function. Siamese Neural Networks were tried for the first time on sperm data sets in this study. In this study, "Adamax", "RMSProp", "SGD" optimization methods; Various learning rates and pre-trained EfficientNetB4 and EfficientNetB3 models were tested on HuSHeM and SMIDS datasets. The best classification performance was achieved on the 5-fold increased HuSHeM data set with the pre-trained EfficientNetB4 model, RMSProp optimization method and 0.01 learning rate, and this performance rate is %89.92. On the SMIDS dataset, the best classification performance was achieved with the EfficientNetB4 model, RMSProp optimization function and 0.01 learning rate with a %85.71 success rate on the original SMIDS dataset. In the classification performed with the spatial combination method, a %82.0 success rate was achieved.

Keywords: Siamese Neural Networks, Sperm Morphology Analysis, Deep Learning.

1
GİRİŞ

1.1 Problem Tanımı

Kısırlık, Dünya Sağlık Örgütüne göre bir çiftin bir yıl boyunca korunmasız ve düzenli cinsel ilişkiye rağmen gebelik elde edememesi durumu olarak tanımlanır [1]. Dünya genelinde, çiftlerin yaklaşık %10-15'i bu durumla karşılaşabilmektedir. Kısırlık, hem erkeklerde hem de kadınlarda çeşitli nedenlerle ortaya çıkabilmekte ve genellikle birden fazla faktörün bir araya gelmesi sonucunda oluşmaktadır. Son zamanlarda kısırlık oranlarında gerçekleşen artış ile beraber kısırlık önemli bir sorun olmuştur. Kısırlık vakalarında tüm unsurların yaklaşık olarak %30'u erkeklerden kaynaklı olarak oluşmaktadır [2]. Erkeklerde kısırlığa yol açan başlıca nedenler olarak sperm üretim problemleri, sperm motilite problemleri, sperm morfolojisi problemleri ve cinsel fonksiyon bozuklukları sayılabilir. Kısırlığın teşhisi için tıbbi muayene, hormon testleri, görüntüleme testleri, genetik testler ve sperm analiz testleri kullanılır. Sperm morfolojisinin incelenmesi erkeklerde kısırlık teşhisi için çok önemlidir. Sperm morfolojisindeki anormallikleri belirlenerek kısırlık teşhisi yapılabilir [3]. Sperm morfolojisinin analizi için iki ana yöntem vardır. Bunlar görsel analiz ve bilgisayar destekli analizdir. Laboratuvar çalışanları, çeşitli tıbbi cihazlar kullanarak görsel analiz yapmaktadır. Bilgisayar destekli analizler daha doğru ve nesnel sonuçlar vermekte iken görsel analizde insan faktörü olduğu için sonuçlar öznel olmakta ve gerçekleştirilen analizin sonuçlarının doğruluğu işlemi gerçekleştiren çalışanın mesleki yeterliliğine bağlı olmaktadır [4]. Mortimer ve arkadaşları tarafından gerçekleştirilen çalışmada sperm morfoloji analizi için görsel ve bilgisayar destekli analiz yöntemleri karşılaştırılmıştır [5] . Bilgisayar destekli analizin daha yüksek başarımlı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Bilgisayar destekli sperm morfolojisi analizi kapsamında makine öğrenmesi ve derin öğrenme modelleri de sperm morfoloji analizinde kullanılmaktadır. Derin öğrenme ve makine öğrenmesi modelleri kullanılarak morfoloji analizlerindeki başarım oranının artırılması amaçlanmaktadır.

1.2 Literatür Taraması

Gerçekleştirilen çalışmada Siyam Sinir Ağları kullanılarak sperm veri setleri üzerinde sınıflandırma yapılmıştır. Siyam Sinir Ağları sperm veri setleri üzerinde ilk kez bu çalışmada kullanılmıştır. Literatür bölümünde sperm verisetleri üzerinde sınıflandırma gerçekleştirilen çalışmalara, renk uzayı dönüşümü ve uzamsal birleştirme kullanmış çalışmalara ve Siyam Sinir Ağları kullanılarak başka veri setleri üzerinde gerçekleştirilen çalışmalara yer verilmiştir.

Talarczyk vd. gerçekleştirdiği ve sperm veri seti kullanılan bir çalışmada, bilgisayar destekli sperm analizi(BDSA) sisteminin doğruluğunun manuel yöntemlerle karşılaştırılarak değerlendirilmesi amaçlanmıştır. Örnekler, konsantrasyon, hareketlilik ve morfoloji açısından hem manuel hem de BDSA sistemi ile değerlendirilmiştir. Gerçekleştirilen analizlerde bilgisayar destekli sperm analizi sistemi ile manuel yöntemler arasında anlamlı farklılıklar bulunmuştur. Sonuç olarak, bilgisayar destekli sperm analizi sistemlerinin manuel yöntemlere göre daha yüksek sonuçlar verdiği ve daha geniş kullanım için geliştirilmesi gerektiği sonucuna varılmıştır [6].

Shaker vd. gerçekleştirdiği bir diğer çalışmada ise, kısırlığın teşhisi için gerçekleştirilen semen analizinlerinde sperm morfolojisinin önemini vurgulamaktadır. Araştırmada, sperm başlarını sınıflandırmak için Sözlük Öğrenme tekniği kullanılmıştır. Bu çalışmada sperm başları dört sınıfa ayrılmış ve sperm kafası görüntülerinden kare yamalar çıkarılarak her sınıfa özgü sözlükler oluşturulduğu belirtilmiştir. Test görüntülerindeki yamalar bu sözlüklerle yeniden oluşturulmuş ve yeniden yapılandırma hatasına göre en iyi sınıf belirlenmiştir. Ortalama doğruluk, kesinlik ve F puanı ile performans değerlendirmesi yapıldığı belirtilmiştir. İki veri seti kullanılarak yöntem test edilmiş ve HuSHeM veri kümesinde %92,2 doğruluk, SCIAN-Morpho Sperm veri kümesinde %62 başarım elde edilmiştir. Çalışmada elde edilen bu sonuçlar yorumlanmış ve daha önce gerçekleştirilen çalışmalara göre önemli bir gelişme gösterildiği belirtilmiştir. Sözlük Öğrenme yaklaşımı, şekil tabanlı özelliklere dayanan sınıflandırıcılardan daha etkili bulunmuştur. Ayrıca, çalışmada kullanılan veri seti de açık erişime sunulmuştur [7].

İlhan vd. gerçekleştirdiği çalışmada; normal, anormal ve sperm olmayan örneklerin sınıflandırılması için tanımlayıcı tabanlı özellikler kullanılmıştır. Ayrıca, iki gürültü giderme tekniğinin sınıflandırma performansına etkileri araştırılmıştır. Sonuç olarak, gürültü giderme işlemlerinin sınıflandırma performansında büyük önem taşıdığı belirtilmiştir. Dalgacık tabanlı adaptif gürültü giderme yaklaşımının, destek vektör makinesi polinom çekirdek sınıflandırıcı ile doğruluk performansını %86'ya

kadar önemli ölçüde artırdığı raporlanmıştır [8].

Riordon vd. ise, kısırlık teşhisinde semen analizinin önemini vurgulayan ve sperm sınıflandırmasını otomatikleştirmek için derin öğrenme yöntemlerini kullanan bir çalışma gerçekleştirmiştir. Çalışmada VGG16 adlı evrişimsel sinir ağı (ESA), ImageNet'te eğitildikten sonra sperm başı sınıflandırması için HuSHeM ve SCIAN veri setleriyle yeniden eğitilmiştir. Elde edilen sonuçlar, bu yaklaşımın yüksek doğruluk sağladığını göstermiştir. Ayrıca önceki yöntemlere göre doğru pozitif oranlarını da iyileştirdiği ifade edilmiştir. VGG16'nın yeniden eğitilmesinin, hesaplama maliyetlerini azalttığı ve yapay zeka modellerinin semen analizinde geleneksel yöntemlerden daha iyi sonuçlar verme potansiyelini ortaya koyduğu söylenmiştir. Bu yöntemin, semen analizini otomatikleştirmek, standartlaştırmak ve hızlandırmak için uygulanabilir bir çözüm sunduğu belirtilmiştir [9].

İlhan vd. gerçekleştirdiği başka bir çalışmada ise erkek kaynaklı faktörlerin kısırlıkta kritik bir rol oynadığı ve bu faktörlerin belirlenmesinin, motilite, morfoloji ve konsantrasyon gibi çeşitli açılardan yapılan semen analizine dayandığı belirtilmiştir. Semen analiz testlerinin genellikle uzmanlar tarafından manuel olarak yapıldığı bu nedenle sonuçların oldukça subjektif olduğu aktarılmıştır. Bilgisayarlı yaklaşımların en önemli adımlarından birinin, ilgi bölgesinin çıkarılması olduğu belirtilmiştir. Bu çalışmada, her spermin baş ve kuyruk aşamalarıyla bireysel olarak analiz edildiği, daha iyi ilgi bölgesi çıkarımı için yeni bir maskeleme tekniği tanıtılmıştır. Bu yaklaşımda, dalgacık tabanlı görüntü iyileştirme teknikleri ve gradyan analizi birlikte kullanılarak spermin yönelimi bulunmaktadır. Daha sonra, bu yönelime göre eliptik maskeler kullanılarak sperm segmentasyonu yapılmaktadır. Değerlendirme yöntemleri olarak, önerilen tekniğin segmentasyon performansı görsel inceleme ile değerlendirilir ve k-en yakın komşu (k-NN) sınıflandırma sonuçları, geleneksel k-ortalama (k-means) segmentasyonu ve ham görüntülerle karşılaştırılmaktadır. Sonuçlarda, önerilen maskeleme tekniği ile spermlerin %93.5'inin doğru şekilde segmentlere ayrıldığı ve k-NN sınıflandırmada %13'e varan bir artış gözlendiği belirtilmiştir [10].

İlhan vd. 2020 yılında yaptıkları çalışmada, bir hibrit sistem geliştirmeyi amaçlamışlardır. Bu sistem kullanılarak sperm morfoloji analizinin tamamen otomatikleştirilmesi planlanmıştır. Gerçekleştirilen çalışmada iki aşama olduğu belirtilmiştir. Bu aşamalar; otomatik sperm segmentasyonu ve sperm sınıflandırmasıdır. Segmentasyon ve sınıflandırma için uzmanlar tarafından etiketlenen yeni bir sperm görüntü veri seti oluşturulmuştur. Sınıflandırma, makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Ek olarak, performans artırmak amacıyla Mobil-Net ve Destek Vektör Makineleri de kullanılmıştır.

Mobil-Net'in en yüksek doğruluğu %87, Destek Vektör Makineleri'nin ise %83,8'dir. Sonuç olarak, akıllı telefon tabanlı olan hibrit sistemin sperm morfolojisi analizinde etkili bir çözüm olabileceği ifade edilmiştir [11].

Yüzkat vd. gerçekleştirdiği çalışmada, düşük kaliteli sperm görüntülerine sahip SCIAN-Morpho veri setinin sınıflandırma performansını artırmak için interpolasyon yöntemleri kullanılarak veri kalitesi yükseltilmiştir. Daha sonra ise, veri çoğaltma teknikleri veri dengesizliği sorununu çözmek için uygulanmıştır. Sınıflandırma aşamasında, önceden eğitilmiş evrişimsel sinir ağları (ESA) kullanılmıştır. Sonuç olarak, VGG-19 modeli kullanılarak %62 doğruluk, %85 kesinlik ve %75 duyarlılık elde edildiği belirtilmiştir [12].

İlhan vd. yaptıkları bir başka çalışmada, çok aşamalı kaskat bağlantılı ön işleme teknikleri, bölge tabanlı tanımlayıcı özellikler ve doğrusal olmayan çekirdekli DVM tabanlı öğrenmeyi içeren bir hesaplama yaklaşımı önerilmiştir. Gerçekleştirlen çalışma HuSHeM ve SMIDS veri setleri üzerinde uygulanmıştır. Dalgacık tabanlı yerel adaptif gürültü giderme, modifiye edilmiş örtüşen grup küçültme, görüntü gradyanı ve otomatik yönlü maskeleme gibi ön işleme tekniklerinin kaskat olarak uygulanmasının, HuSHeM'de %10 ve SMIDS'te %5 sınıflandırma doğruluğunu artırmış olduğunu gösterdiği ifade edilmiştir. Önerilen yöntem, çoğu ileri düzey yöntemden daha iyi genel doğruluk sağlamaktadır.Ayrıca rakiplerin yorucu manuel yönlendirme ve kırpma işlemlerini ortadan kaldırırken zaman ve kaynak tüketimini makul oranlarda tutmaktadır [13].

Yüzkat vd. ortaya koydukları bir başka çalışmada, sperm görüntülerinin morfolojik sınıflandırmasını tamamen otomatikleştirmek için altı farklı evrişimsel sinir ağı (ESA) modeli oluşturulmuştur. Buna ek olarak "yumuşak oylama" ve "kesin oylama" yöntemleri veri setleri üzerinde denenmiştir. Çalışma SMIDS, HuSHeM ve SCIAN-Morpho olmak üzere 3 farklı veri seti üzerinde uygulanmıştır. Verilerin objektif analizi için çapraz doğrulama tekniği kullanılmış ve çeşitli veri artırma ölçekleri kullanılarak en yüksek sınıflandırma doğrulukları elde edilmiştir. Sonuç olarak, SMIDS, HuSHeM ve SCIAN-Morpho veri setlerinde sırasıyla %90.73, %85.18 ve %71.91 doğruluklar elde edilmiştir. Önerilen yaklaşımın üç farklı veri setinde yüksek başarı ile otomatik sınıflandırma yapabileceği gösterilmiştir [14].

İlhan vd. yaptıkları çalışmada, daha önce eğitilmiş iki derin öğrenme ağını kullanarak, sperm görüntülerini sınıflandırmayı amaçlamaktadır. Çalışmada, derin ağların tahminleri, yumuşak oylama kuralı kullanılarak birleştirici öğrenme şeması ile birleştirilmiştir. Deneyler, performans doğrulaması için SMIDS, HuSHeM ve SCIAN-Morpho adlı üç halka açık veri setinde gerçekleştirilmiştir. Hem klasik

Tablo 1.1 HuSHeM,Scian-Morpho ve SMIDS veri setlerinde gerçekleştirilen çalışmaların sınıflandırma başarım oranları

Yazarlar	Yıl	Metot	Veri Seti	Başarım(%)
Shaker vd.[7]	2017	Kırpma/APDL	HuSHeM	92,2
Riordon vd.[9]	2019	Kırpma/VGG16	HuSHeM	94,0
İlhan vd.[10]	2019	Maskeleme/K-NN	HuSHeM	79,0
İlhan vd.[13]	2020	Gürültü Giderme/Yönlü Maskeleme	HuSHeM	86,6
Yüzkat vd.[14]	2021	ESA/Yumuşak Oylama	HuSHeM	85,2
İlhan vd.[15]	2022	Transfer Öğrenme/Yumuşak Oylama	HuSHeM	92,1
Yüzkat vd.[12]	2020	İnterpolasyon/Veri Artırma	Scian-Morpho	62
Yüzkat vd.[14]	2021	ESA/Yumuşak Oylama	Scian-Morpho	71,9
İlhan vd.[15]	2022	Transfer Öğrenme/Yumuşak Oylama	Scian-Morpho	72,1
İlhan vd.[8]	2018	Dalgacık Tabanlı Gürültü Giderme	SMIDS	85,4
İlhan vd.[11]	2020	Segmentasyon	SMIDS	87
İlhan vd.[13]	2020	Gürültü Giderme/Yönlü Maskeleme	SMIDS	85,7
Yüzkat vd.[14]	2021	ESA/Yumuşak Oylama	SMIDS	90,7
İlhan vd.[15]	2022	Transfer Öğrenme/Yumuşak Oylama	SMIDS	90,9

transfer öğrenimi hem de iki aşamalı ardışık ince ayar prosedürleri uygulanmış ve doğruluğun arttığı gözlemlenmiştir. Sonuçlar, tek aşamalı ince ayarlı derin ağların tahminlerinin yumuşak oylama ile birleştirilmesiyle, SMIDS veri setinde %90.87 , HuSHeM veri setinde %88.89 ve SCIAN-Morpho veri setinde %72.08 doğruluğa ulaşıldığını göstermektedir. İki aşama içeren ve manuel müdahale gerektirmeyen ince ayar yönteminin ise, HuSHeM veri setinde performansı %92.1'e ve SCIAN-Morpho veri setinde ise performansı %73.2'ye çıkardığı belirtilmiştir [15].

Tablo 4.1'de HuSHeM, Scian-Morpho ve SMIDS veri setlerinde gerçekleştirilen çalışmaların sınıflandırma başarım oranları yer almaktadır.

Farklı renk uzaylarının sınıflandırma performansına etkisinin araştırılması için Yüzkat vd. 2021 yılında gerçekleştirdiği bir diğer çalışmada ise veri artırma ve renk uzayı dönüşümü yöntemleri kullanılmıştır. RGB orijinal veri setinden HSV ve LAB renk uzayında görüntüler elde edilmiştir. Daha sonra ise bu veri setleri derin öğrenme ile sınıflandırılmıştır. Çalışmada renk uzayı dönüşümü uygulanan veri setlerinin orijinal veri setine göre daha yüksek bir sınıflandırma performansı sergilediği belirtilmiştir [16].

Gowda vd. gerçekleştirdikleri çalışmada farklı renk uzaylarının sınıflandırma doğruluğunu önemli ölçüde etkileyebileceği ifade edilmiştir. Çalışmada RGB renk uzayına sahip görüntüler girdi olarak alınmış ve 7 farklı renk uzayına dönüştürülmüştür. Elde edilen renk uzaylarının hepsi model eğitiminde kullanılmış ve farklı renk uzaylarının kullanımının sınıflandırma performansını olumlu şekilde etkileyebileceği gösterilmiştir [17]. Chang vd. 2014 yılında gerçekleştirdikleri çalışmada ise sperm başı, sperm çekirdeği ve sperm akrozomlarının tespiti için farklı renk uzayları kullanılmıştır [18]].

Lakhwani vd. 2015 yılında RGB, YIQ, YCbCr, HSV renk uzaylarını kullanarak gerçekleştirdikleri çalışmada öncelikle RGB renk uzayına sahip görüntüler gürültü giderme işlemine tabi tutulmuştur. Daha sonra bu görüntüler YIQ, YCbCr ve HSV renk uzaylarına dönüştürülmüştür. Elde edilen sonuçlarda YCbCr renk uzayına sahip görüntülerin RGB, YIQ, ve HSV renk uzayına sahip görüntülerden daha başarılı sonuçlar verdiği belirtilmiştir [19]

Siyam Sinir Ağları kullanılarak yapılan ilk çalışmalardan biri olan Bromley vd. 1993 yılında gerçekleştirdiği çalışmada, kalem girişli bir tablet üzerinde yazılan imzaların doğrulanması için bir algoritma tanımlandığı belirtilmiştir. Algoritmanın, Siyam Sinir Ağı olarak adlandırılan yeni bir yapay sinir ağına dayandığı ifade edilmiştir. Siyam Sinir Ağının, iki özdeş alt ağdan oluştuğu belirtilmiştir. Eğitim sırasında, iki alt ağın imza verilerinden özellikler çıkarmakta olduğu, daha sonra ise birleştirici bir nöronun iki özellik vektörü arasındaki mesafeyi ölçtüğü anlatılmıştır. Sınıflandırmanın ise özellik vektörleri arasındaki mesafeye göre yapıldığı, belirli bir eşik değerinden daha yakın olan imzaların kabul edildiği, diğer tüm imzaların ise sahte olarak sınıflandırıldığı belirtilmiştir [20].

Tummalla vd. gerçekleştirdiği çalışmada ise mikroskobik görüntülerden elde edilen kan hücrelerinin sınıflandırılması sinir ağı modelleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Mevcut derin öğrenme yöntemlerinin ağ eğitimi için büyük veri kümelerine dayanmakta olduğu ve bu verilerin oluşturulmasının oldukça zor olabildiği belirtilmiştir. Bu sorunu çözmek amacıyla araştırmacıların kullandığı yöntemde, EfficientNet-B3 tabanlı bir Siyam Sinir Ağı(SSA) modeli kullanılmıştır. Nispeten az sayıda görüntü ile sağlıklı periferik kan hücreleri sınıflandırılmıştır. Çalışmada, toplamda 17.092 halka açık hücre histoloji görüntüsü analiz edilmiştir. 17.092 görüntü %6, %6 ve %88 oranlarında olmak üzere eğitim, doğrulama ve test için ayrılmıştır. Araştırmacıların geliştirdiği modelde; basofiller, eozinofiller, olgunlaşmamış granülositler, eritroblastlar, lenfositler, monositler, trombositler ve nötrofillerin sınıflandırılması sırasında sırasıyla %97.00, %98.78, %94.59, %95.70, %98.86, %97.09, %99.71 ve %96.30 doğruluk oranları ile gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak ise bu çalışmada sunulan yöntem ile az sayıda örnek kullanılarak sağlıklı periferik kan hücrelerinin sınıflandırılmasının verimli bir şekilde gerçekleştirilebileceği anlaşılmaktadır [21].

SSA kullanılan bir diğer çalışmada ise Mehmood vd. alzheimer hastalığı teşhisi için bir model geliştirmişlerdir. Çalışmada Alzheimer hastalığının hafıza hücrelerine kalıcı zarar vererek demans şeklinde sonuçlanabildiği belirtilmiştir. Alzheimer'ın erken evrede teşhisinin araştırmacılar için zor olduğu vurgulanmıştır. Bu sorunu çözmek için makine öğrenmesi ve ESA tabanlı yaklaşımların

kullanıldığı belirtilmiştir. Klinik araştırmalarda manyetik rezonans görüntülerinin (MRG) Alzheimer'ı teşhis etmek için kullanıldığı ve demans evrelerinin doğru sınıflandırılması için MRG görüntülerinden elde edilen yüksek derecede ayırt edici özelliklere ihtiyaç duyulduğu ifade edilmiştir. ESA modellerinin son zamanlarda kabul edilebilir sonuçlar verebildiği ancak veri setlerindeki sınırlı sayıda görüntü örneği nedeniyle daha yüksek performansların gösterilemediği anlatılmıştır. Bu sorunu çözebilmek için araştırmacıların geliştirdiği yöntemde, demans evrelerini sınıflandırmak için VGG-16 kullanan bir SSA modelinin kullanıldığı belirtilmiştir. Yetersiz ve dengesiz verileri genişletmek amacıyla veri artırma yaklaşımlarının kullanıldığı açıklanmıştır. Önerilen yaklaşımla, açık erişim görüntüleme çalışmaları serisi (OASIS) veri setinde yapılan deneylerde demans evrelerinin sınıflandırılması için %99.05 test doğruluğu elde edildiği belirtilmiştir. Araştırmacılar, modellerini en güncel modellerle karşılaştırmış ve önerilen modelin performans, verimlilik ve doğruluk açısından üstün olduğunu keşfettiklerini ifade etmişlerdir [22].

Bir başka çalışmada ise Cheng vd. elektronik bileşenleri sınıflandırmak için SSA modeli kullanmışlardır. Mevcut elektronik bileşen sınıflandırma yöntemlerinin, modeli eğitmek için çok sayıda örnek gerektiren derin öğrenmeye dayandığı ifade edilmiştir. Elektronik bileşenlerin geniş çeşitliliği nedeniyle, veri seti toplamanın zaman alıcı ve zahmetli olduğu vurgulanmıştır.Bu sorunu çözmek amacıyla araştırmacıların geliştirdiği yöntemde, az sayıda örnekle elektronik bileşenleri sınıflandırabilmek için SSA tabanlı bir sınıflandırma yöntemi önerilmiştir. İlk olarak siyam sinir ağının özellik çıkarım kısmı için VGG-16 modeli kullanılmıştır. Bu modelin, az sayıda örneklerle sınıflandırma performansını artırdığı ifade edilmiştir. Daha sonra, modelin özellik haritasındaki farklı kanallar arasındaki korelasyonu öğrenmesini sağlayan yeni bir kanal korelasyon kayıp fonksiyonunun tasarlandığı ve bunun modelin performansını daha da artırdığı belirtilmiştir. Son olarak, sınıflandırma işlemini tamamlamak için en yakın komşu algoritmasının kullanıldığı anlatılmıştır. Araştırmacılar, önerilen yöntemin az sayıda örnekle yüksek sınıflandırma doğruluğuna ulaşabileceğini göstermişlerdir. Kullanılan yöntemin elektronik bileşenlerin sınıflandırma kalitesini artırdığı ve eğitim örneği toplama maliyetini azalttığı belirtilmiştir [23].

Medela vd. 2019 yılında gerçekleştirdiği çalışmada ise, derin öğrenme patoloji teşhis algoritmalarının birçok çalışmada iyi sonuçlar elde etmesine rağmen eğitim için büyük miktarda iyi etiketlenmiş veriye ihtiyaç duyduğu belirtilmiştir. Bu tür kapsamlı ve iyi etiketlenmiş veri setlerini oluşturmanın zaman alıcı olduğu ve bazı görevler için mümkün olmadığından, mevcut tıbbi veri setlerinin genellikle az sayıda görüntü içerdiği ve eğitim için yeterli olmadığı ifade edilmiştir. Bu sorunu çözmek amacıyla araştırmacıların geliştirdiği yöntemde, kolon dokusunun

iyi etiketlenmiş bir alanından; kolon, akciğer ve meme dokusundan oluşan daha genel bir alana çok az sayıda eğitim görüntüsü kullanarak bilgi aktarabileceği belirtilmiştir. Sonuçlar sadece 60 eğitim görüntüsü ile, eğitim setinde yer almayan akciğer ve meme dokuları için bile %90 doğruluk elde edilebileceğini göstermiştir [24].

2021 yılında Tummala vd. tarafından gerçekleştirilen bir çalışmada ise, otizm spektrum bozukluğunun teşhisi için manyetik rezonans görüntüleri(MRG) ve Siyam Sinir Ağları(SSA) kullanılmıştır. 102 adet sağlıklı bireylerden alınmış görüntü ve 112 adet hastalıklı bireylerden alınmış MRG görüntüsü öncelikle ön işleme tabi tutulmuştur. daha sonra ise SSA modelinin eğitimi için 1070 adet pozitif ve negatif görüntü çifti oluşturulmuştur. Pozitif ve negatif görüntüler önceden eğitilmiş ResNet50 modeline sahip SSA modelinin eğitimi için kullanılmıştır. Sonuç olarak az sayıda MRG görüntüsüyle %99 gibi yüksek bir başarım elde edilmiştir ve SSA kullanılarak az sayıda veri ile yüksek başarım oranlarına ulaşılabileceği gösterilmiştir [25].

Madhu vd. gerçekleştirdiği çalışmada, sıtmanın Anopheles sivrisineklerinin ısırmasıyla bulaşan ve Plasmodium parazitinin neden olduğu yaşamı tehdit eden bir hastalık olduğu belirtilmiştir. Tropikal bölgelerde yaygın olan bu hastalığın, zamanında tedavi edilmezse ölümcül olabileceği ifade edilmiştir. Bu nedenle, erken ve etkili teşhis ve tedavinin hayat kurtarıcı olduğu vurgulanmıştır. Güncel makine öğrenmesi ve görüntü analizi yöntemlerinin, mikroskobik kan yayması görüntülerinde uzmanlık gerektiren manuel olarak etiketlenmiş özellikler kullanılarak uygulandığı belirtilmiştir. Buna karşın, evrişimli sinir ağlarının(ESA) parazit tespitinde özellik çıkarma ve sınıflandırmada yeterli olduklarını kanıtladıkları ifade edilmiştir. ESA'ların, yüksek etkili özellikler çıkarabileceği ve sıtma teşhisini desteklemek için doğru tespit sağlayan filtreler belirlediği vurgulanmıştır. Çalışmada, derin öğrenme tekniklerinin sıtma teşhisindeki önemi vurgulanmakta olup, mikroskobik görüntülerde parazit tanıma için Siyam Sinir Ağı(SSA) kullanımı önerilmiştir. Mikroskobik görüntüler kullanılarak SSA modelinin performansı incelenmiş ve çeşitli bulaşıcı hastalıkların hızlı teşhisinde yardımcı olması hedeflenmiştir. SSA, benzerlik veya farklılık tespiti için iki aşamalı bir kriterle uygulanmış, ilk aşamada tam bağlantılı bir konvolüsyon bloğu kullanılarak detaylı özellikler çıkarılmış, ikinci aşamada ise girdilerin uzaklık ölçüleri (L1, L2) ile ayrımını içeren bir benzerlik kontrolü yapılmıştır. Çalışmada önerilen yöntemin az sayıda örnek içeren veri seti ile yüksek sınıflandırma doğruluğuna ulaşabildiği ve önerilen SSA modelinin sıtma teşhisinde etkili bir araç olarak kullanılabileceği görülmüştür [26].

Shakaby vd. 2021 yılında gerçekleştirdiği çalışmada, Parkinson hastalığının titreme, sertlik ve duruş bozukluğu gibi semptomları olan bir hastalık olduğu belirtilmiştir. Parkinson tanısının doktorun uzmanlığına ve belirlenmiş klinik kriterlere dayandığı, bu durumun tanıyı öznel ve verimsiz hale getirdiği vurgulanmıştır. Bu nedenle, Parkinson tanısını geliştirmek için derin öğrenme yaklaşımlarının kullanıldığı belirtilmiştir. Araştırmada Parkinson hastalığının teşhisi için SSA modeli kullanılmıştır. SSA'nın iki farklı giriş vektörü üzerinde çalışarak çıkış vektörlerini karşılaştırdığı ve Parkinson tanısı için bu modelin uygulandığı ifade edilmiştir. Modelin, örneklerin ne kadar benzer olduğunu tahmin ederek sınıflandırma yaptığı belirtilmiştir. Veriler, model eğitilmeden önce kümelenmiş ve aynı kümedeki çiftler karşılaştırılmıştır. Bu çerçevenin, kümelenmiş verilerle çalışırken daha yüksek performans gösterdiği belirtilmiştir. Kümelenmemiş Parkinson hastalarını sınıflandırmada %76.75 doğruluk elde edilirken, kümelenmiş verilerde bu oranın %84.02'ye ulaştığı ifade edilmiştir. Bu çalışma, verilerin kümelenmesinin ve SSA kullanımının Parkinson hastalığının teşhisinde başarılı sonuçlar verdiğini göstermiştir [27].

Lu vd. yaptıkları çalışmada, elma kusur sınıflandırmasında SSA modelinin kullanılması önerilmiştir. Çalışmada geleneksel derin öğrenme yöntemlerinde çok sayıda etiketli örnek toplama sorununun ortaya çıktığı ifade edilmiştir. Ortaya çıkan bu sorunu çözmek amacıyla az sayıda örnekle eğitim yapabilen bir yöntem olan SSA modelinin kullanılabileceği belirtilmiştir. İki ResNet-18 alt ağı, ortak ağırlıklarla özellik çıkarıcı olarak kullanılmış ve her seferinde iki elma görüntüsü bir örnek çifti oluşturularak alt ağa girdi olarak verilmiştir. Bu işlemle yüksek boyutlu özellik vektörleri elde edilip aralarındaki Öklidyen mesafe hesaplanmış ve benzerliğe göre sınıfları belirlenmiştir. Deneylerde kullanılan veri setinin kusurlu ve kusursuz kategorilerinde olmak üzere toplam 550 etiketli elma görüntüsü içerdiği, 330 görüntünün eğitim, 110 görüntünün doğrulama ve 110 görüntünün test için ayrıldığı belirtilmiştir. SSA modelinin az sayıda örnekle çalışan birçok klasik modelden daha iyi sonuçlar elde ettiği ve test setinde %91.82 doğruluk ve 0.984 eğri altında kalan alan(AUC) değeri ile bu yöntemin etkinliğini doğruladığı belirtilmiştir [28].

Deepak vd. gerçekleştirdiği çalışmada, küçük veri setleriyle çalışarak beyin tümörü sınıflandırmasında doğru modeller geliştirmeye odaklanılmıştır. Derin öğrenme tekniklerinin büyük ölçekli tıbbi görüntü veri setlerinde başarılı olduğu, ancak küçük veri setlerinde derin sinir ağlarıyla özellik öğrenmenin güvenilir olmadığı ifade edilmiştir. Bu nedenle, araştırmacılar daha az veri örneğiyle etkili şekilde eğitilebilecek doğru modeller geliştirmeyi hedeflelemişlerdir. Çalışmada MRG görüntüleri kullanılarak özellik çıkarımı yapılmıştır. 3 katmanlı bir SSA özellik

çıkarımı için kullanılmıştır ve bu SSA'nın ESA'dan daha az karmaşıklıkta olduğu belirtilmiştir. Çalışmada SSA kullanılarak bir özellik uzayı oluşturulmuş ve Öklidyen ve mesafesi kullanılarak en yakın komşu analizi yapılmıştır. Çalışmada önerilen yöntem, Radiopaedia, Harvard ve Figshare veri setleri kullanılarak değerlendirilmiş ve çapraz doğrulamada sırasıyla %92.6, %98.5 ve %92.6 doğruluk elde edilmiştir. SSA'nın mimarisi ve katman tasarımının, düşük hesaplama kaynaklarına sahip ortamlarda uygulanabilir olduğu belirtilmiştir. SSA ile yapılan özellik çıkarımının derin öğrenme ile yapılan özellik çıkarımına göre daha daha etkili olduğu ifade edilmiştir [29].

Vasconcellos vd. 2023 yılında yaptıkları çalışmada, EKG sinyallerinin otomatik sınıflandırılması için ileri makine öğrenimi tekniklerinin kullanıldığını ancak makine öğrenmesi yöntemlerinin büyük verilere ve etiketlenmiş veri setlerine ihtiyaç duyduklarını belirtmişlerdir. Büyük ve etiketlenmiş veri setlerinin oluşturulmasının zorluğundan dolayı az veri ile öğrenebilen modellere ihtiyaç duyulduğu belirtilmiştir. Araştırmada, az sayıda eğitim örneği kullanarak EKG kalp atışlarını sınıflandırmak için, görüntü sınıflandırma sorunlarında popüler olan Siyam Sinir Ağları(SSA) tabanlı az örnekli öğrenme modelinin araştırıldığı belirtilmiştir. Önerilen SSA modelinin, %95 doğruluk ve 7 katlı çapraz doğrulama yöntemiyle ortalama %89 eğri altında kalan alan(AUC) değeri elde ettiği belirtilmiştir [30].

1.3 Tezin Amacı

Bu çalışmada sperm veri setlerini sınıflandırmak amacıyla renk uzayı dönüşümleri ve uzamsal birleştirme yöntemi kullanılarak ön işleme işlemi gerçekleştirilmiş Siyam Sinir Ağları'nın kullanımı incelenmiştir. Sperm morfoloji analizi erkek bireylerde kısırlık hastalığının tesbiti için önemli bir yöntem olarak kullanılmaktadır. Söz konusu analizde sperm morfolojisindeki anormallikler belirlenerek kısırlık teşhisi yapılabilmektedir. Sperm morfolojisi analizi için iki temel yöntem vardır. Bu yöntemler görsel ve bilgisayar destekli analizdir . Görsel analiz sağlık çalışanları tarafından yapılmakta iken bilgisayar destekli analiz teknolojik imkanlar kullanılarak yapılmaktadır. Bilgisayar destekli analiz daha nesnel sonuçlar vermektedir. Bilgisayar destekli sperm morfoloji analizi kapsamında derin öğrenme ve makine öğrenmesi modelleri de kullanılmaktadır. Bu sayede sperm morfoloji analizindeki başarım oranlarının artırılması amaçlanmaktadır. Bu çalışmada da bir derin öğrenmeni bir alt dalı olan Evrişimli Sinir Ağlarının(ESA) bir türü olan Siyam Sinir Ağları(SSA) kullanılarak sperm morfoloji analizi yapılması amaçlanmıştır. Makine öğrenmesi ve derin

öğrenme modelleri sperm morfoloji analizinde belirli bir noktaya kadar başarılı sonuçlar vermektedir. Aynı şekilde derin öğrenmenin bir alt dalı olan ESA da belirli bir noktaya kadar başarılı sonuçlar vermekte ancak düşük veri sayısına sahip veri setlerinde istenilen başarım oranlarına ulaşamamaktadır. ESA'nın bir türü olan SSA ise az görüntü içeren veri setlerindeki bu performans sorununa yenilikçi bir çözüm sunmaktadır. SSA veri setindeki örneklerden çiftler oluşturur ve bu çiftlerin birbirlerine benzeyip benzememesi prensibine göre çalışır. Örneklerin özellik vektörlerini çıkararak bir karşılaştırma yapar ve sınıflandırmayı buna göre belirler. Bu sayede az örnekli veri setlerinde de yüksek performans verebilir. Bu sebeplerden dolayı, bu çalışmada da düşük örnek sayısına sahip sperm veri setleri üzerinde SSA kullanılması amaçlanmıştır. SSA'nın sperm morfoloji analizinde şimdiye kadar kullanılan geleneksel makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemlerinden daha iyi bir performans göstermesi amaçlanmaktadır. SSA, sperm morfoloji bozukluklarını sınıflandırmada ilk kez bu çalışmada kullanılmıştır.

1.4 Hipotez

Bu çalışmada SSA kullanılarak sperm morfoloji veri setler üzerinde sınıflandırma yapılması amaçlanmıştır. Kısırlık tespiti ve teşhisinde önemli bir yöntem olan bilgisayar destekli analizde başarım performansı nasıl artırılabilir sorusu üzerine makine öğrenmesi ve derin öğrenme metotları bu alanda kullanılmaya başlanmıştır. Bu yöntemler sperm morfoloji analizinin performansını artırmıştır. Daha sonra ise daha iyi bir performans elde edebilmek amacıyla derin öğrenmenin bir alt dalı olan Evrişimli Sinir Ağları sperm morfoloji analizinde kullanılmıştır. Bu yöntemle de başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Ancak ESA'da derin/karmaşık ağlar kullanılması sebebiyle bu yöntemde fazla sayıda eğitim verisine ihtiyaç duyulmaktadır. Eğitim verisinin az olduğu durumlarda ESA yüksek performans gösterememektedir. Bu nedenle daha az veri ile eğitimde daha iyi sonuçlar veren SSA'ların kullanılmasının daha iyi başarım sonuçları verebileceği düşünülmüştür. Bu çalışmada düşük veri sayısına sahip sperm veri setlerinde yüksek performanslı bir sınıflandırma yapabilmek için Siyam Sinir Ağları kullanılmıştır.

2
MEDİKAL GÖRÜNTÜLEME TEKNİKLERİ

Medikal görüntüleme, tıbbi alanlarda hastalıkların teşhis ve tedavi süreçlerini desteklemek amacıyla kullanmaktadır. Medikal görüntülemede farklı teknolojilerden yararlanılmaktadır. Bu teknolojiler, vücut içindeki yapıları ve fonksiyonları görselleştirmek suretiyle sağlık profesyonellerine bilgiler vermeyi amaçlamaktadır. Modern tıpta, biyomedikal görüntüleme teknikleri, anatomik ve fonksiyonel bilgilerin elde edilmesinde önemli bir rol oynamaktadır. Bu bölümde, biyomedikal görüntülemenin temel teknikleri, uygulamaları ve gelecekteki yönelimleri ele alınacaktır.

2.1 Temel Görüntüleme Teknikleri

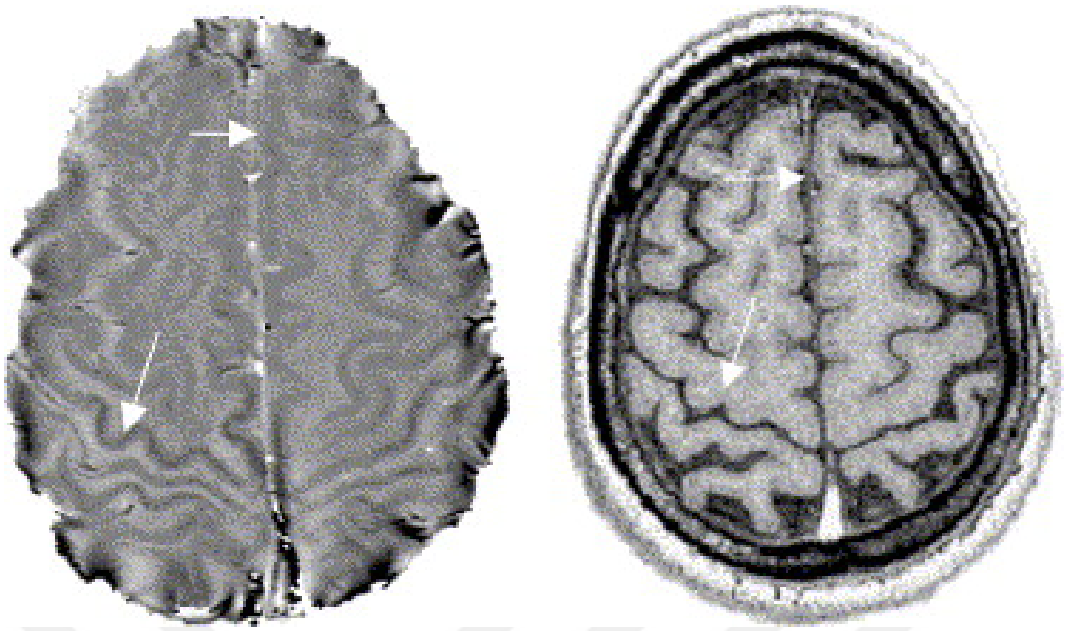
Bu bölümde 4 farklı temel görüntüleme tekniği olan Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG), Bilgisayarlı Tomografi (BT), Ultrasonografi (USG), Pozitron Emisyon Tomografisi (PET) incelenecektir.

2.1.1 Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG)

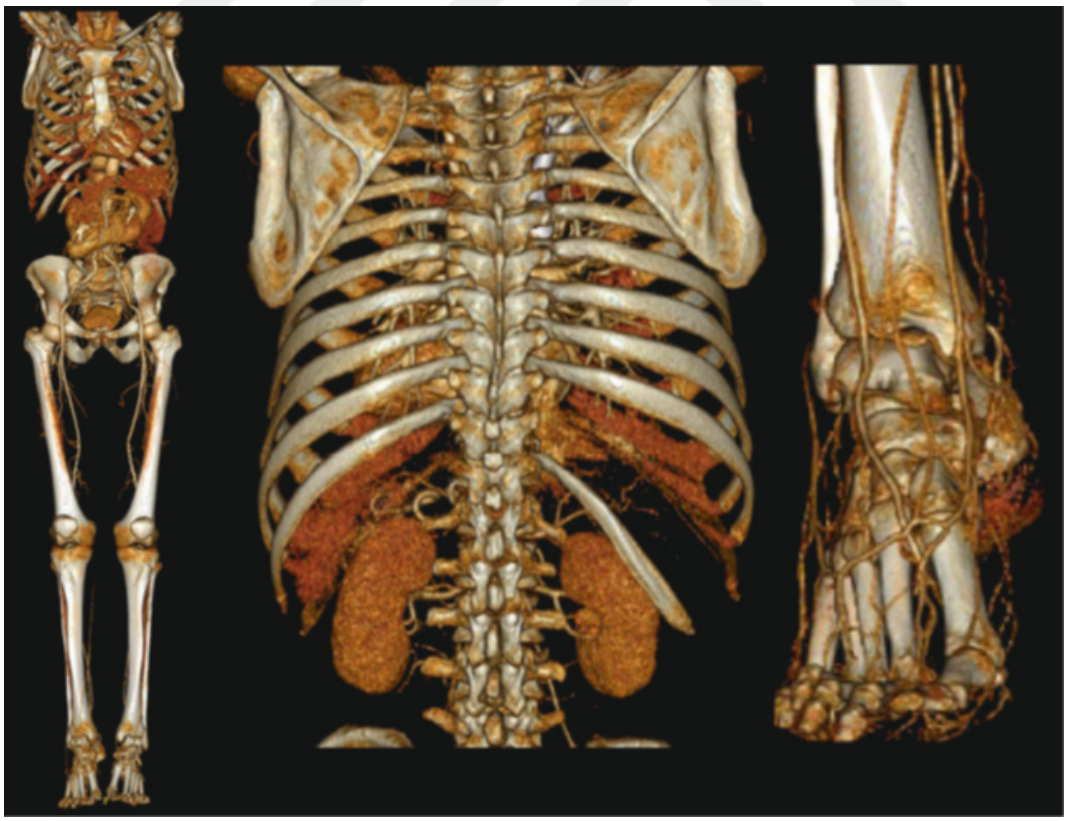
Manyetik rezonans görüntüleme (MRG), güçlü manyetik alanlar ve radyo dalgaları kullanarak vücudun iç yapılarının detaylı görüntülerini elde eden bir tekniktir. MRG, yumuşak dokuların yüksek çözünürlüklü görüntülerini sağlama kapasitesi nedeniyle beyin, omurga ve eklemler gibi bölgelerin incelenmesinde sıklıkla kullanılmaktadır [31]. MRG vücut bölgelerinin yüksek çözünürlüklü görüntülerinin elde edilmesini ve çeşitli hastalıklara teşhis konulabilmesini sağlamaktadır. Şekil 2.1'de MRG için bir örnek görüntü verilmiştir.

2.1.2 Bilgisayarlı Tomografi (BT)

Bilgisayarlı tomografi (BT) ise X-ışınlarının kullanıldığı ve vücudun kesit görüntülerinin oluşturulduğu bir başka önemli görüntüleme tekniğidir. BT, özellikle



Şekil 2.1 MRG Örnek Görüntü [31]



Şekil 2.2 BT Örnek Görüntü [32]

kemik yapıları, akciğerler ve kan damarları gibi bölgelerin hızlı ve detaylı incelenmesinde kullanılır [32]. Şekil 2.2'de BT için bir örnek görüntü verilmiştir.

2.1.3 Ultrasonografi (USG)

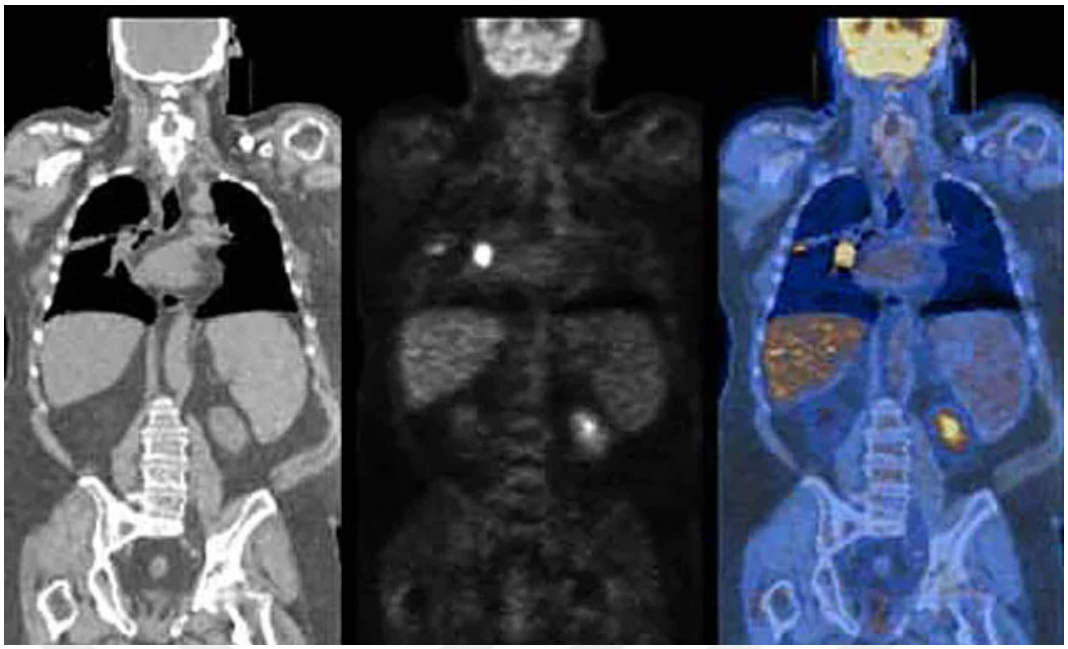


Şekil 2.3 USG Örnek Görüntü [33]

Ultrasonografi, yüksek frekanslı ses dalgalarının kullanıldığı ve vücut içindeki yapıların görüntülerinin bu ses dalgaları vasıtasıyla elde edildiği bir yöntemdir. Bu teknikten, özellikle gebelik takibi, kalp ve karaciğer gibi organların değerlendirilmesi için yaygın olarak faydalanılmaktadır. Şekil 2.3'de USG için bir örnek görüntü verilmiştir.

2.1.4 Pozitron Emisyon Tomografisi (PET)

Radyoaktif maddeler kullanarak vücudun metabolik ve biyokimyasal aktivitelerini/hareketlerini görüntüleyen bir teknik olan Pozitron emisyon tomografisi (PET); kanser, nörolojik hastalıklar ve kardiyovasküler hastalıkların teşhis ve takibinde önemli bir rol oynamaktadır [35]. Ayrıca PET ile elde edilen görüntüler Bilgisayarlı Tomografi(BT) ile elde edilen görüntülerle birleştirilerek de daha anlamlı sonuçlar elde edilmesinde kullanılabilmektedir. Şekil 2.4'de PET için bir örnek görüntü verilmiştir. Şekildeki ilk görüntü BT ile elde edilen görüntüdür, ikinci görüntü PET ile elde edilen görüntüdür, son görüntü ise ikisinin birleştirilmesiyle elde edilen görüntüdür.

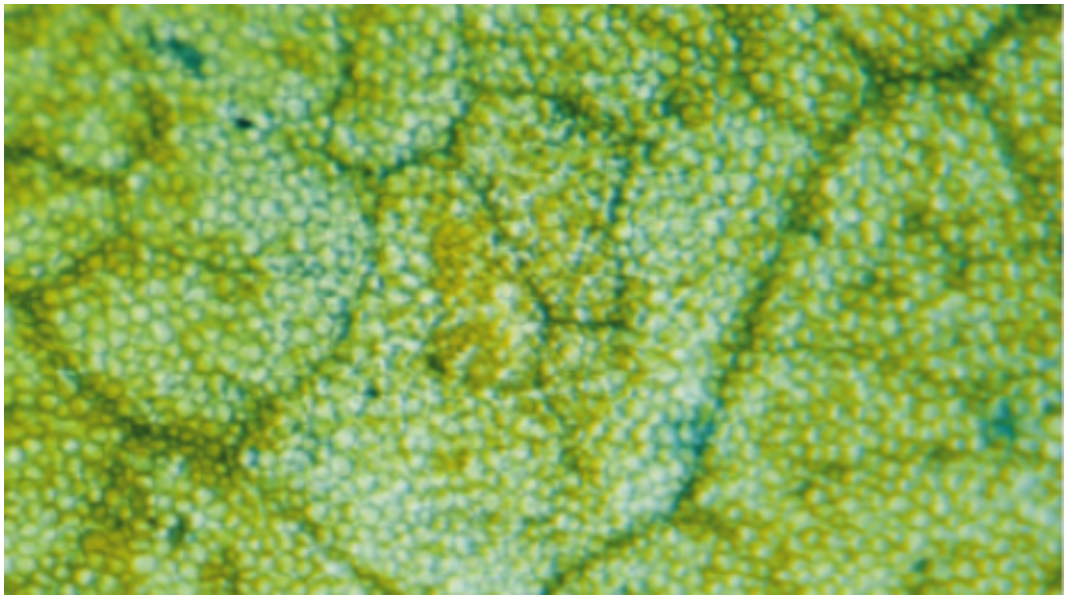


Şekil 2.4 PET Örnek Görüntü [34]

2.2 Mikroskopla Görüntüleme Teknikleri

Bu bölümde 2 farklı temel mikroskopla görüntüleme tekniği olan ışık mikroskobu ile görüntüleme ve elektron mikroskobu ile görüntüleme incelenecektir.

2.2.1 Işık Mikroskobu

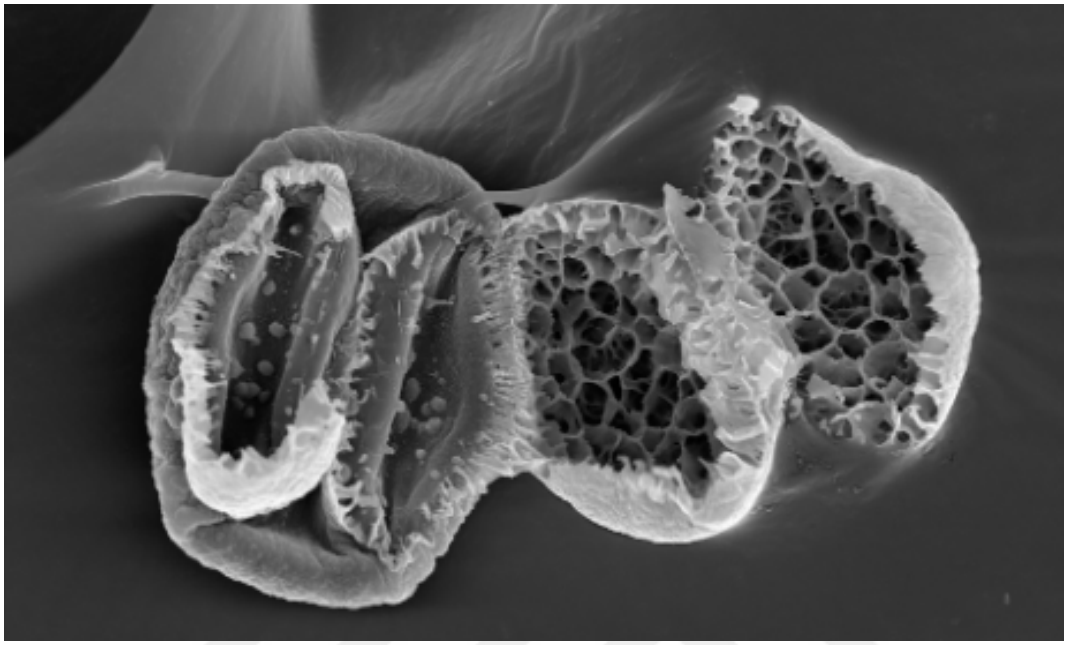


Şekil 2.5 Işık Mikroskobu ile Elde Edilen Örnek Görüntü [36]

Mikroskoplar biyolojik örneklerin görüntülenmesinde yaygın olarak kullanılmakta olan araçlardır. Işık mikroskobu da biyolojik örnekleri görüntülerken görünür ışık ve mercek sistemlerinden yararlanmakta; hücreler ve dokuların detaylı

görüntülerini elde edebilmektedir. Şekil 2.5'de Işık Mikroskobu ile elde edilen bir örnek görüntü verilmiştir.

2.2.2 Elektron Mikroskobu



Şekil 2.6 Elektron Mikroskobu ile Elde Edilen Örnek Görüntü [37]

Bir başka mikroskop türü olan elektron mikroskobu ise elektron demetlerini kullanmakta ve çok yüksek çözünürlükte görüntüler elde edebilmektedir. Elektron mikroskobunun iki ana türü vardır, bunlar taramalı elektron mikroskobu ve geçirimli elektron mikroskobudur. Taramalı elektron mikroskobundan, yüzey yapılarını incelemek amacıyla faydalanılmakta iken, geçirimli elektron mikroskobu ise hücrelerin iç yapılarının daha detaylı görüntülenebilmesi için kullanılmaktadır [38]. Şekil 2.6'da Elektron Mikroskobu elde edilen bir örnek görüntü verilmiştir.

2.3 Uygulamalar ve Klinik Önemi

Medikal görüntülemenin, çeşitli hastalıkların teşhisinde ve tedavisinde hayati öneme sahip olduğu söylenebilir. Önceki bölümlerde anlatılan MRG, BT, USG ve PET'in kullanıldığı alanlara bakılırsa bu önem daha iyi anlaşılabilecektir. MRG ve BT, beyin tümörlerinin yerini ve boyutunu tespit etmede kullanılır ve sağlık personeline hastalığın teşhisi için kritik bilgiler sağlar. USG ise hamilelik döneminde fetüs gelişimini takip etmek ve kalp anormalliklerinin tespiti etmek için yaygın olarak kullanılmakta ve sağlık personeline kritik bilgiler sağlamaktadır. PET'ten ise günümüzde çok yaygın hale gelen kanser hastalığının teşhisinde yararlanılmaktadır.

Mikroskopla görüntüleme tekniklerinden ise hücresel ve moleküler düzeyde yapılan araştırmalarda fayda sağlanmaktadır. Işık mikroskobu, hücre biyolojisi ve patoloji alanlarında yaygın olarak kullanılmakta iken, elektron mikroskobu ise hücrelerin ve organellerin mikro yapılarının incelenmesinde kullanılmaktadır. Mikroskoplar da(özellikle elektron mikroskoplar) kanser tedavisinde hücrelerinin yapısal özelliklerinin tespiti ve patojenlerin belirlenmesinde önemli bir rol almaktadır.

Bununla birlikte, medikal görüntüleme sürecinde elde edilen görüntülerin klinik açıdan daha anlamlı hale getirilebilmesi için, ön işleme adımları ve bilgisayar destekli sistemlerin etkisi de büyük bir öneme sahiptir. Renk uzayı dönüşümü ve uzamsal birleştirme gibi ön işleme teknikleri, görüntü kalitesini iyileştirerek, bilgisayar destekli tanı sistemlerine daha net ve detaylı görüntüler sunar. Bu sayede bilgisayar destekli tanı sistemleri daha isabetli tahminler yapabilir ve sağlık personelinin karar verme sürecine olumlu yönde katkı sağlar.

2.4 Gelecekteki Yönelimler ve Yenilikler

Önceki bölümlerde bahsedilen medikal görüntüleme teknikleri sürekli gelişmekte ve yüksek çözünürlüklü, sağlık personellerine fayda sağlayacak yenilikler yapılmaktadır. Bu sayede daha hassas ve hızlı teşhis yöntemleri geliştirilebilmektedir. Yapay zeka, makine öğrenmesi ve derin öğrenme algoritmalarının/modellerinin biyomedikal görüntüleme tekniklerine entegrasyonu ise görüntü analizinde önemli bir çığır açmıştır. Sağlık personelleri biyomedikal görüntülemede yapay zeka modellerinin kullanılmasıyla birlikte daha doğru teşhis koyma imkanlarına sahip olmuşlardır. Biyomedikal görüntülemedeki tüm bu yenilikler hastalıkların erken/hızlı teşhisine olanak sağlamakta ve biyomedikal araştırmalara büyük katkı sağlamaktadır. Yapılan çalışmaların biyomedikal görüntülemenin hastalıkların teşhis ve tedavisinde oynadığı rol itibariyle daha da önemli hale geleceğini göstermekte olduğu söylenebilir.

3
BİYOMEDİKAL GÖRÜNTÜ ANALİZLERİNDE YAPAY ZEKA

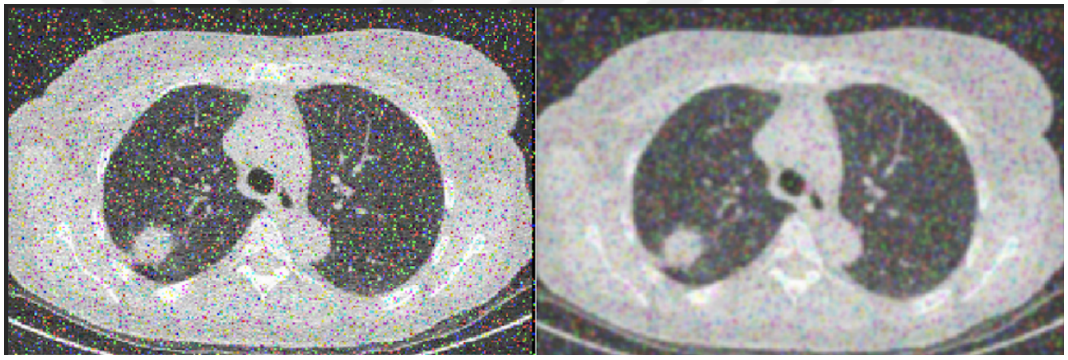
Yapay zeka (YZ), bilgisayar sistemlerinin insan benzeri zekâ ile görevleri yerine getirmesini amaçlayan bir bilim dalıdır. YZ, makine öğrenmesi ve derin öğrenme gibi çeşitli alt disiplinlere sahiptir. Bu metodolojiler, verilerden öğrenme ve karar verme yetenekleriyle öne çıkar. Shinde vd. gerçekleştirdikleri çalışmada da belirtildiği üzere YZ projelerinde ilk adım, ilgili verilerin toplanmasıdır. Verilerin toplanmasının ardından, veri temizleme ve ön işleme aşaması gelir. Bu aşamada, gürültü giderme, boyutlandırma, normalleştirme ve veri artırma gibi işlemler yapılır [39]. Daha sonra ise toplanan veriler üzerinde özellik çıkarma işlemi gerçekleştirilir. Özellik çıkarma, ham verilerden anlamlı ve ayırt edici bilgilerin elde edilmesini sağlar. Özellik çıkarma aşamasından sonra ise model seçimi ve eğitim aşaması gelir. Baştanlar vd. gerçekleştirdikleri çalışmada da ifade ettikleri üzere model seçimi, problemi ve veriyi anlamaya dayanır. Seçilen model, toplanan ve işlenen verilerle eğitilir. Eğitim sürecinde model, verilerdeki kalıpları öğrenir ve parametrelerini optimize eder [40]. Daha sonra ise model değerlendirme ve doğrulama aşaması gelir. Eğitilen modelin performansı, genellikle ayrı bir doğrulama veri seti kullanılarak değerlendirilir. Doğruluk(accuracy), kesinlik(precision), duyarlılık(recall) ve F1 puanı gibi metrikler, modelin ne kadar iyi performans gösterdiğini belirlemek için kullanılır. Ayrıca çapraz doğrulama teknikleriyle modelin genellenebilirliği test edilir.

3.1 Görüntü Ön İşleme

Görüntü ön işleme, ham görüntü verilerini analiz ve işleme için hazırlamak amacıyla uygulanan teknik ve yöntemlerin toplamıdır. Bu süreç, görüntü kalitesini artırmak, gürültüyü azaltmak, nesne tanımayı kolaylaştırmak ve verilerin analiz edilmesini sağlamak için gereklidir. Görüntü ön işlemenin temel aşamaları ve yaygın olarak kullanılan teknikler aşağıdaki bölümlerde açıklanmaktadır.

3.1.1 Gürültü Azaltma

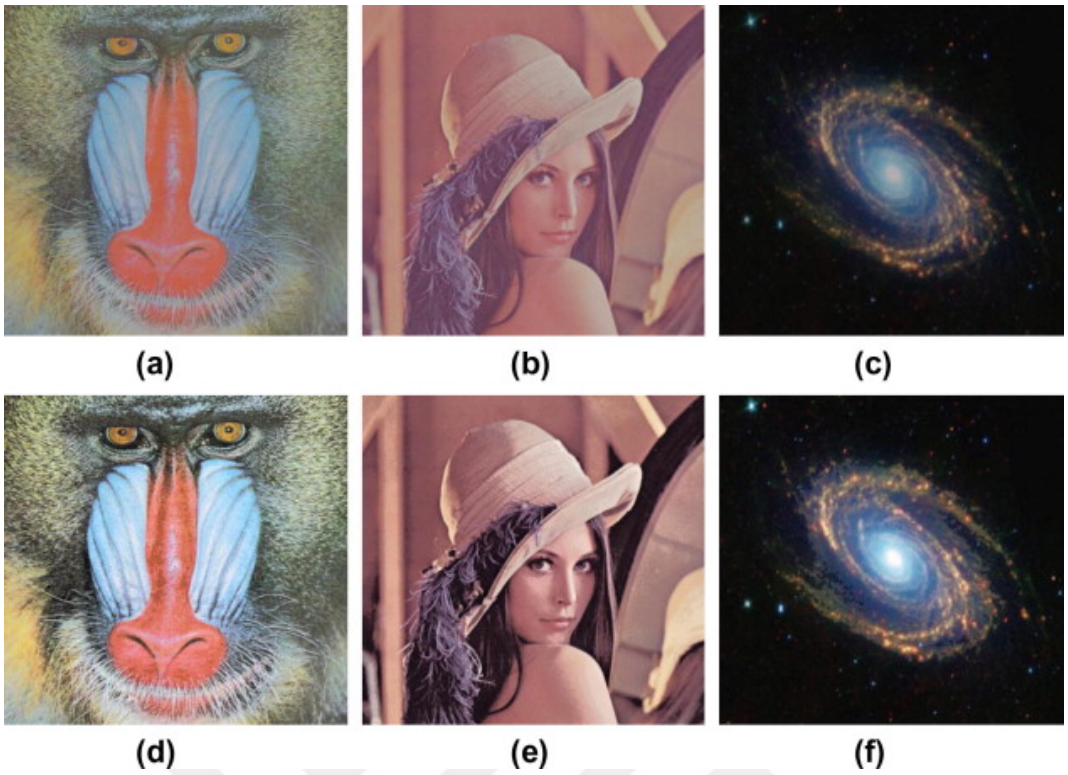
Ham görüntüler, çeşitli kaynaklardan gelen gürültüler içerebilir. Gürültü azaltma teknikleri, bu istenmeyen gürültüleri en aza indirmek için kullanılır. Ortalama filtresi, medyan filtresi ve gauss filtresi gürültü azaltmak için yaygın olarak kullanılan yöntemlerdir [41]. Ortalama filtresi, bir pikselin değerini komşu piksellerin ortalaması ile değiştiren basit bir filtredir. Bu yöntem, rastgele gürültüyü azaltmada etkilidir ancak keskin kenarları bulanıklaştırabilir. Medyan filtresi, bir pikselin değerini komşu piksellerin medyanı ile değiştirir. Özellikle görüntünün bazı piksellerinde rastgele beyaz ve siyah noktaların ortaya çıkması olarak tanımlanan tuz-biber gürültüsünü azaltmada etkilidir ve kenar koruma özelliklerine sahiptir. Gauss filtresi ise, pikselleri ağırlıklı ortalamalarına göre bulanıklaştırır. Ağırlıklar, Gauss dağılımına göre belirlenir, bu da yumuşak bir bulanıklaştırma sağlar ve gürültüyü etkili bir şekilde azaltır. Şekil 3.1'de tuz-biber gürültülü bir görüntü ve o görüntünün Gauss filtresi uygulanmış hali görülebilmektedir.



Şekil 3.1 Tuz-biber gürültülü bir görüntü ve gauss filtresi uygulanmış hali [42]

3.1.2 Kontrast İyileştirme

Kontrast iyileştirme, bir görüntünün parlaklık aralığını genişleterek görüntüdeki ayrıntıların daha belirgin hale gelmesini sağlar. Histogram eşitleme ve adaptif histogram eşitleme yaygın olarak kullanılan kontrast iyileştirme teknikleridir. İlhan vd. gerçekleştirdikleri çalışmada da belirttikleri üzere histogram eşitleme, görüntünün parlaklık dağılımını yeniden şekillendirir. Bu yöntem, özellikle düşük kontrastlı görüntülerde etkilidir [8]. Adaptif histogram eşitleme ise, görüntüyü küçük bloklara bölerek her bir bloğun kontrastını ayrı ayrı iyileştirir. Bu yöntem, aşırı kontrastı önler ve daha doğal sonuçlar sağlar. Şekil 3.2'de 3 adet girdi görüntüsü ve o görüntülerin kontrast iyileştirme yapılmış halleri görülmektedir.



Şekil 3.2 a,b,c girdi görüntüleri; d,e,f kontrast iyileştirme yapılmış halleri [43]

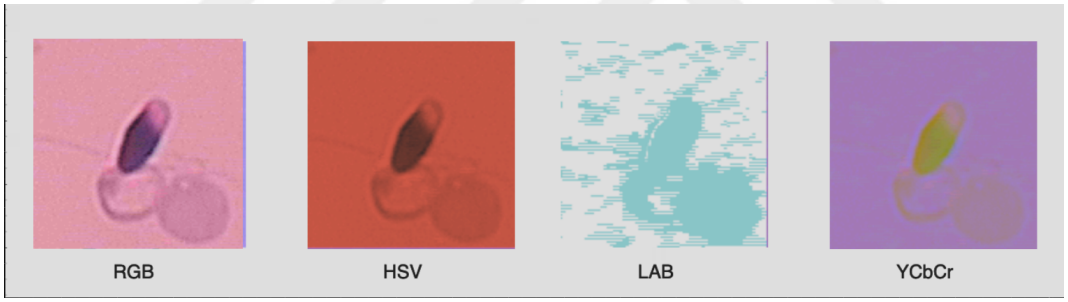
3.1.3 Geometrik Dönüşümler

Geometrik dönüşümler, bir görüntünün boyutunu, şeklini veya konumunu değiştirmek amacıyla uygulanan işlemlerdir. Bu dönüşümler, görüntü üzerinde çeşitli düzenlemeler yaparak verinin analizini kolaylaştırır veya belirli bir biçime getirilmesini sağlar. Döndürme, ölçekleme, kırpma, çevirme ve birleştirme yaygın olarak kullanılan geometrik dönüşüm yöntemleridir. Döndürme işlemi, bir görüntüyü belirli bir açı etrafında çevirmeyi içerir. Bu dönüşüm, görüntüyü saat yönünde veya saat yönünün tersine çevirerek farklı açılardan değerlendirilmesini sağlar. Döndürme, özellikle yön bilgisi veya nesne konumları açısından önemlidir ve çeşitli açılardan yapılan analizlerde kullanılır. Ölçekleme, görüntünün boyutlarını belirli bir oranla büyütme veya küçültme işlemidir. Bu dönüşüm, görüntünün hem genişliğini hem de yüksekliğini oranlı bir şekilde değiştirir. Ölçekleme, görüntünün farklı çözünürlüklerde veya boyutlarda işlenmesini sağlar. Görüntülerin uyumlu hale getirilmesinde veya detayların artırılmasında kullanılır. Kırpma, görüntünün belirli bir bölgesini seçip geri kalan kısmını kaldırma işlemi olarak tanımlanır. Bu işlem, genellikle görüntünün ilgi alanını vurgulamak veya istenmeyen alanları çıkarmak amacıyla yapılır. Kırpma, görüntüyü yeniden boyutlandırarak sadece gerekli bölgeleri içeren daha küçük ve odaklanmış bir görüntü elde edilmesini sağlar. Çevirme işlemi, görüntünün yatay veya dikey olarak ters çevrilmesini içerir. Bu dönüşüm, nesnelerin veya düzenlemelerin farklı

açılardan değerlendirilmesine olanak tanır. Birleştirme ise, birden fazla görüntünün tek bir görüntüde bir araya getirilmesini sağlar. Bu yöntem ile farklı görüntülerin öne çıkan özelliklerinin tek bir görüntüde belirlenebilmesi sağlanır. Birleştirme yöntemi bu çalışmada renk uzayı dönüşümleri ile birlikte kullanılmış ve örneklerine 4.bölümde yer verilmiştir.

3.1.4 Renk Dönüşümleri

Renk dönüşümleri, görüntülerin farklı renk uzaylarında temsil edilmesini sağlar ve bu dönüşümler, görüntü işlemede belirli renk özelliklerinin analizini ve manipülasyonunu kolaylaştırır. Renk dönüşümleri gri tonlama ve renk uzayı dönüşümleri olmak üzere iki ana başlık altında incelenir. Gri tonlama, renkli bir görüntüyü gri tonlamalı bir görüntüye dönüştürme işlemidir ve bu işlem sırasında renk bilgileri kaybolurken parlaklık bilgileri korunur. Bu dönüşüm, görüntünün her pikseline bir parlaklık değeri atayarak gerçekleştirilir. RGB bileşenlerinin ağırlıklı ortalaması alınarak tek bir parlaklık değeri hesaplanır. Genellikle, insan gözüne en uygun olanı elde etmek için yeşil bileşene daha fazla ağırlık verilir. Gri tonlama, kenar tespiti ve nesne tanıma gibi birçok görüntü işleme görevinde kullanılır.



Şekil 3.3 Aynı sperm örneğinin 4 farklı renk uzayına ait görüntüleri [4]

Cebeci vd. gerçekleştirdikleri çalışmada da ifade edildiği üzere renk uzayı dönüşümleri, RGB renk uzayından başka renk uzaylarına geçiş yapma işlemidir ve bu dönüşümler belirli renk özelliklerinin analizini kolaylaştırır. Örneğin, HSV (Ton, Doygunluk, Değer) renk uzayı, renklerin insan algısına daha uygun bir temsilini sağlar. Ton, renk türünü; doygunluk, rengin yoğunluğunu ve değer, rengin parlaklığını ifade eder. YCbCr renk uzayı, parlaklık ve renk bileşenlerini ayırır; Y bileşeni parlaklığı, Cb ve Cr bileşenleri ise renk bilgilerini taşır. Bu dönüşüm, özellikle görüntü ve video sıkıştırma algoritmalarında yaygın olarak kullanılır. JPEG ve MPEG gibi sıkıştırma standartları, YCbCr uzayında çalışarak parlaklık ve renk bilgilerini ayrı ayrı sıkıştırır [4]. Lab renk uzayı ise L (parlaklık), a (yeşil-kırmızı ekseni) ve b (mavi-sarı ekseni) bileşenlerine sahiptir ve renk farklılıklarını insan algısına daha uygun bir şekilde temsil

eder. Bu renk dönüşümleri, görüntülerin analiz ve işlenmesi sırasında farklı perspektifler ve avantajlar sunarak belirli görevlerin daha etkili ve doğru bir şekilde gerçekleştirilmesine olanak tanır. Renk dönüşümlerini kullanarak, görüntü işleme süreçlerinde daha iyi sonuçlar elde etmek mümkündür [16]. Şekil 4.2'de RGB renk uzayına sahip girdi görüntüsü ve aynı görüntünün HSV, LAB ve YCbCr renk uzayı dönüşümleri yapılmış halleri görülmektedir.

3.1.5 Veri Artırma

Veri artırma, modelin genel performansını ve genelleme yeteneğini artırmak amacıyla kullanılan önemli bir tekniktir. Veri artırma ile mevcut görüntü verilerinin çeşitli dönüşümler ve değişikliklerle zenginleştirilerek modelin daha geniş bir veri seti üzerinde eğitilmesi amaçlanmaktadır. Bu işlemler, modelin aşırı öğrenme riskini azaltır ve daha iyi genelleme yapma yeteneği kazandırır. Özellikle sınırlı veri setleri ile çalışırken, veri artırma teknikleri veri setini büyüterek modelin daha etkili bir şekilde eğitilmesini sağlar. Bu yöntem, modelin farklı varyasyonları tanıyabilme yeteneğini geliştirir ve genellikle daha yüksek doğruluk oranları ve daha iyi performans sonuçları elde edilmesine yardımcı olur.

Görüntü ön işleme, ham görüntü verilerinin analiz ve işleme için optimize edilmesini sağlayan temel bir adımdır. Gürültü azaltma, kontrast iyileştirme, geometrik dönüşümler, renk dönüşümleri ve veri artırma gibi teknikler görüntülerin kalitesini artırmak ve analizini kolaylaştırmak için kullanılır. Bu yöntemler makine öğrenmesi, bilgisayarla görme ve görüntü işleme uygulamalarında büyük bir önem taşır.

3.2 Makine Öğrenmesi

Makine öğrenmesi, verilerden öğrenme ve bu öğrenmeyi kullanarak tahminlerde bulunma sürecini yöneten bir yapay zeka alanıdır. Makine öğrenmesi, verilerden kalıpları ve ilişkileri keşfederek, algoritmaların kendini sürekli olarak geliştirmesine olanak tanır. Temel olarak, makine öğrenmesi algoritmaları, veriler üzerinde eğitim alarak ve bu verilerden elde edilen bilgileri kullanarak tahminlerde bulunur veya kararlar alır. Makine öğrenmesinde, verilerle yapılan eğitimler sırasında algoritmaların parametreleri optimize edilir, böylece modelin veriler üzerinde daha iyi performans göstermesi sağlanır.

Makine öğrenmesinin temel bileşenleri arasında veri hazırlığı, model seçimi, eğitim, değerlendirme ve iyileştirme süreçleri bulunur. Veri hazırlığı, ham verilerin temizlenmesi ve formatlanmasını içerir; bu aşama, modelin verilerle etkili bir

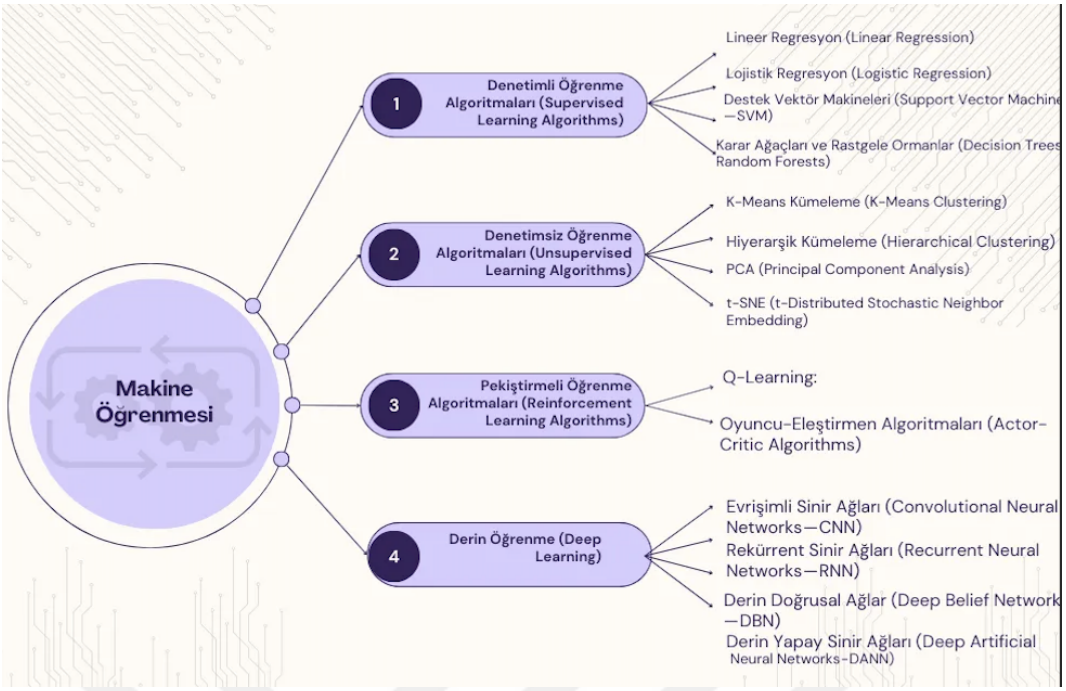
şekilde çalışabilmesi için kritik öneme sahiptir. Model seçimi, verinin doğasına ve problemin gereksinimlerine uygun algoritmanın belirlenmesini sağlar. Eğitim aşamasında, seçilen model, verilerle optimize edilerek öğrenme süreci tamamlanır. Değerlendirme aşaması, modelin performansını test eder ve sonuçları analiz eder. Model performans ölçütleri, modelin doğruluğunu ve başarısını değerlendirmek için kullanılan metriklerdir. Doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1 skoru gibi ölçütler, modelin ne kadar iyi performans gösterdiğini belirler. İyileştirme ise modelin performansını artırmak amacıyla çeşitli tekniklerin uygulanmasını içerir.

Makine öğrenmesi modelleri, özellikle sınıflandırma, regresyon, kümeleme ve boyut indirgeme gibi görevlerde yüksek performans sergileyebilir. Regresyon, sürekli bir değişkenin tahmin edilmesi için kullanılırken, sınıflandırma algoritmaları verileri belirli kategorilere ayırmak için kullanılır. Kümeleme, benzer özelliklere sahip veri noktalarını gruplamak için kullanılır. Sınıflandırma, verileri belirli kategorilere ayırma sürecidir. Bu teknik, bir modelin, eğitim verileri kullanılarak belirlenen sınıflar arasında hangi kategoriye ait olduğunu tahmin etmesini sağlar. Boyut indirgeme ise yüksek boyutlu veri setlerini daha düşük boyutlu bir uzayda göstermeyi sağlar. Bu yöntem, verinin boyutunu azaltırken önemli bilgileri korumayı amaçlar, böylece veri seti daha yönetilebilir ve analiz edilebilir hale gelir. Boyut indirgeme, veri görselleştirme için kullanılarak yüksek boyutlu verilerin daha anlaşılır hale gelmesini sağlar.

Makine öğrenmesinin uygulama alanları sağlık hizmetlerinden finans sektörüne, e-ticaretten doğal dil işleme uygulamalarına kadar geniş bir yelpazeyi kapsar. Makine öğrenmesi algoritmaların etkin kullanımı veri analizi, veri sınıflandırma ve tahmin süreçlerini daha verimli ve etkili hale getirir

3.2.1 Makine Öğrenmesi Algoritmaları

Makine öğrenmesi algoritmaları, verilerden öğrenme ve tahmin yapma sürecini otomatikleştiren algoritmalardır. Bu algoritmalar, genellikle çeşitli veri türlerini analiz etmek, desenleri tanımak ve gelecekteki olayları tahmin etmek için kullanılır. Makine öğrenmesi algoritmaları denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme ve pekiştirmeli öğrenme olmak üzere üç ana kategoriye ayrılabilir. Her kategori, belirli türdeki problemleri çözmek için özel olarak tasarlanmış çeşitli algoritmaları içerir. Şekil 3.4'de makine öğrenmesi algoritmalarının şeması görülmektedir.



Şekil 3.4 Makine öğrenmesi algoritmaları [44]

3.2.1.1 Denetimli Öğrenme Algoritmaları

Denetimli öğrenme, etiketlenmiş veriler kullanarak model eğitimi yapılan bir makine öğrenmesi türüdür. Bu algoritmalar, girdilerle çıktılar arasındaki ilişkiyi öğrenerek, yeni verilere dayalı tahminler yapabilir. Denetimli öğrenme algoritmalarının başlıcaları şunlardır:

- **Doğrusal Regresyon**

Bu algoritma, bir veya daha fazla bağımsız değişken kullanarak bağımlı değişkeni tahmin etmeye çalışır. Amaç, veriler arasındaki doğrusal ilişkiyi modellemektir.

- **Lojistik Regresyon**

İkili sınıflandırma problemlerinde kullanılır. Verilen bir girdinin belirli bir sınıfa ait olup olmadığını tahmin eder. Çıktı, belirli bir sınıfa ait olma olasılığıdır.

- **Destek Vektör Makineleri (DVM)**

DVM, veriyi sınıflandırmak için en iyi ayırma sınırını bularak veriyi iki veya daha fazla sınıfa böler. DVM'nin amacı, veri noktalarını farklı sınıflara en iyi şekilde ayırabilen bir karar sınırı oluşturmaktır. SVM'lerin hedefi, doğrusal veya doğrusal olmayan verilerde sınıflandırma ve regresyon problemlerini çözmektir.

- **Karar Ağaçları ve Rassal Ormanlar**

Karar ağacları ve rassal ormanlar karar verme sürecini modellemek için ağaç yapısını kullanırlar. Karar ağaçları, veri kümesini dallara ayırarak ve her dalı bir karar noktasına bağlayarak çalışan bir sınıflandırma ve regresyon algoritmasıdır. Karar ağaçları, ağaç yapısının her düğümünde bir özelliği kullanarak veriyi ayırır ve her yaprak düğümünde bir sınıf etiketi veya sürekli bir değer tahmin eder. Rassal ormanlar, birden fazla karar ağacının birleşiminden oluşan bir öğrenme yöntemidir. Bu yöntem, tek bir karar ağacının zayıf yönlerini gidermeyi amaçlar ve genellikle daha yüksek doğruluk sağlar.

3.2.1.2 Denetimsiz Öğrenme Algoritmaları

Denetimsiz öğrenme, etiketlenmemiş verilerle model eğitimi yapılan bir makine öğrenmesi türüdür. Bu algoritmalar, verilerdeki gizli örüntüleri veya yapıları öğrenmeye çalışır. Başlıca denetimsiz öğrenme algoritmaları şunlardır:

- **k-Ortalamalar (k-Means)**

K-ortalama veri noktalarını "k" adet küme merkezine en yakın olacak şekilde böler. Her veri noktası, en yakın merkez noktasına atanır ve merkez noktaları, atanan veri noktalarının ortalaması alınarak güncellenir.

- **Hiyerarşik Kümeleme (Hierarchical Clustering)**

Hiyerarşik kümeleme verileri bir hiyerarşi içinde kümeleştirir. Kümeleme her veri noktasını kendi kümesi olarak başlatır ve ardından en yakın iki kümeyi birleştirerek devam eder.

- **Ana Bileşen Analizi (Principal Component Analysis, PCA) ve t-SNE**

Ana Bileşen Analizi verideki boyut sayısını azaltmak için kullanılır. Orijinal verileri, daha düşük boyutlu bir alt uzaya yansıtarak bilgi kaybını en aza indirir. t-SNE ise yüksek boyutlu veri setlerinin iki veya üç boyutlu alanlara indirgenmesini sağlayan bir boyut indirgeme tekniğidir. Özellikle veri görselleştirme amacıyla kullanılmaktadır.

3.2.1.3 Pekiştirmeli Öğrenme Algoritmaları

Pekiştirmeli öğrenmede, belirli bir hedefi başarmak için ardışık kararlar verilirken ödül ve ceza mekanizması kullanılır. Pekiştirmeli öğrenme algoritmalarının başlıcaları şunlardır:

- **Q-Öğrenme (Q-Learning)**

Q-öğrenmede amaç belirli bir durumda hangi eylemi seçmenin en iyi olduğunu belirlemektir. Q-öğrenme, durum-eylem çiftlerinin değerlerini (Q-değerleri) öğrenerek çalışır ve bu değerlere dayanarak en iyi eylemi seçer.

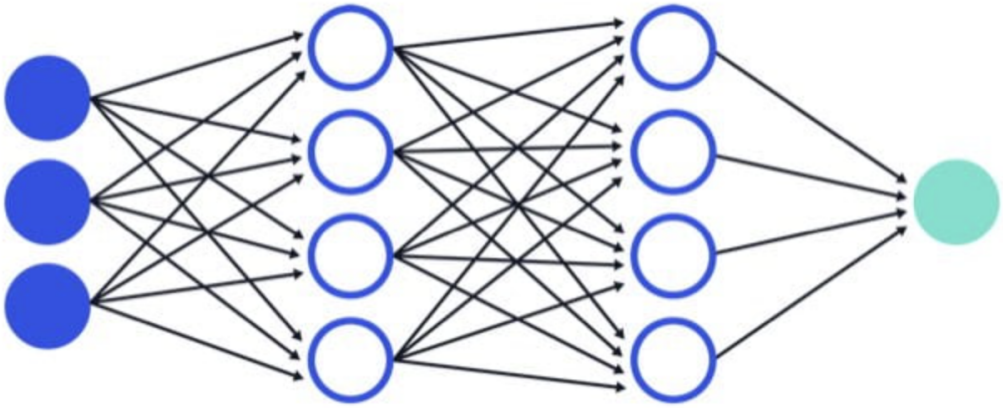
- **Oyuncu-Eleştirmen algoritmaları**

Oyuncu-Eleştirmen algoritmaları oyuncu ve eleştirmen olmak üzere iki ana bileşenden oluşur. Oyuncu, mevcut durumda hangi eylemi seçmesi gerektiğine karar verir. Eleştirmen ise oyuncunun yaptığı eylemlerin ne kadar iyi olduğunu değerlendirir ve geri bildirim sağlar.

3.3 Derin Öğrenme

Derin öğrenme, kısaca yapay sinir ağlarının kullanılarak verilerden öğrenmeyi sağlayan makine öğreniminin bir alt dalıdır. Derin öğrenmede kullanılan sinir ağları verilerle yapılan eğitimler sırasında konfigüre edilmektedir. Böylece modelin öğrenmesi ve analiz yapabilmesi sağlanmaktadır. Derin öğrenme algoritmaları katmanlı yapısı sayesinde büyük verisetleri içindeki özellikleri öğrenebilecek yapıya sahiptir. Derin öğrenme modelleri, özellikle görüntü işleme, ses tanıma, doğal dil işleme ve diğer karmaşık veri analizlerinde yüksek performanslar gösterebilmektedir [45].Şekil 3.5'de derin öğrenme katmanlarının genel yapısı görülebilmektedir. Şekilde soldaki katman giriş katmanı, ortadaki iki katman gizli katmanlar sağdaki katman ise çıkış katmanıdır.

Derin öğrenmenin temel bileşenleri olarak Yapay Sinir Ağlarını(YSA), Katmanları, Aktivasyon Fonksiyonlarını ve Optimizasyon Algoritmalarını sayabiliriz. Biyolojik sinir sistemlerinden esinlenerek geliştirilen matematiksel modellere YSA denilmektedir. Katmanlar ise giriş katmanı, gizli katmanlar ve çıkış katmanı olmak üzere farklı katmanlardan oluşmaktadır ve her bir katman, bir önceki katmanın çıktısını girdi olarak almaktadır [46]. Aktivasyon fonksiyonları ise sinir ağlarındaki her bir nöronun çıktısını belirleyen fonksiyonlardır; basamak(step) fonksiyonu,



Şekil 3.5 Derin Öğrenme Katmanları

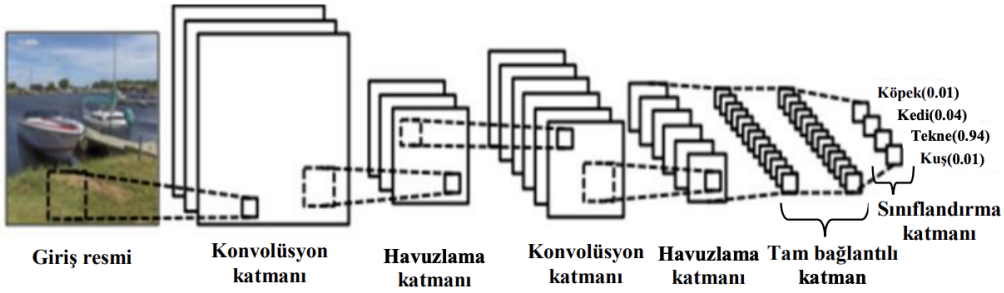
doğrusal(linear) fonksiyon ve sigmoid fonksiyonu aktivasyon fonksiyonlarına örnek olarak verilebilir. Optimizasyon algoritmaları ise modelin hata oranını minimize etmek için kullanılan algoritmalardır. Gradyan Azalma(Gradient Descent), Stokastik Gradyan Azalma(Stochastic Gradient Descent), Momentum, RMSprop optimizasyon ve Adam Optimizasyon Algoritması optimizasyon algoritmalarına bazı örneklerdir.

3.3.1 Derin Öğrenme Algoritmaları

Derin öğrenme algoritmaları, çeşitli uygulamalarda kullanılarak veri analizini ve işlemeyi daha etkili ve verimli hale getirmek amacıyla tasarlanmışlardır. Her bir algoritma, belirli veri türleri ve problem alanları için optimize edilmiş ve farklı zorluklarla başa çıkmak için uygun çözümler sunmaktadır.

3.3.1.1 Evrişimli Sinir Ağları(ESA)

Evrişimli Sinir Ağları, özellikle görüntü işleme ve bilgisayarla görme alanlarında yaygın olarak kullanılan derin öğrenme algoritmalarıdır. Temel olarak konvolüsyon katmanlarından, havuzlama(pooling) katmanlarından ve tam bağlantılı(fully connected) katmanlardan oluşur. Konvolüsyon ve havuzlama katmanlarında giriş görüntüsündeki düşük seviyeli özellikler havuzlama katmanı sayesinde elenir, yüksek seviyeli özellikler ilerler. Daha sonra ise tam bağlantılı katmanlar önceki katmanlardan gelen bu özellikleri kullanarak sınıflandırma ve/veya tahmin işlemi gerçekleştirir [47]. ESA'ya giren orijinal görüntü öncelikle art arda konvolüsyon ve havuzlama katmanlarından geçer ve burada özellik çıkarımı ve boyut küçültme işlemleri yapılır. Daha sonra bu özellik haritaları düzleştirilir(flattening) ve tam bağlantılı katmanlara iletilir. Tam bağlantılı katmanlarda ise özellikler işlenir ve sınıflandırma yapılır. Şekil 3.6'da ESA katmanlarının görseli görülmektedir.



Şekil 3.6 ESA Katmanları [47]

- **Konvolüsyon Katmanları (Convolutional Layers)**

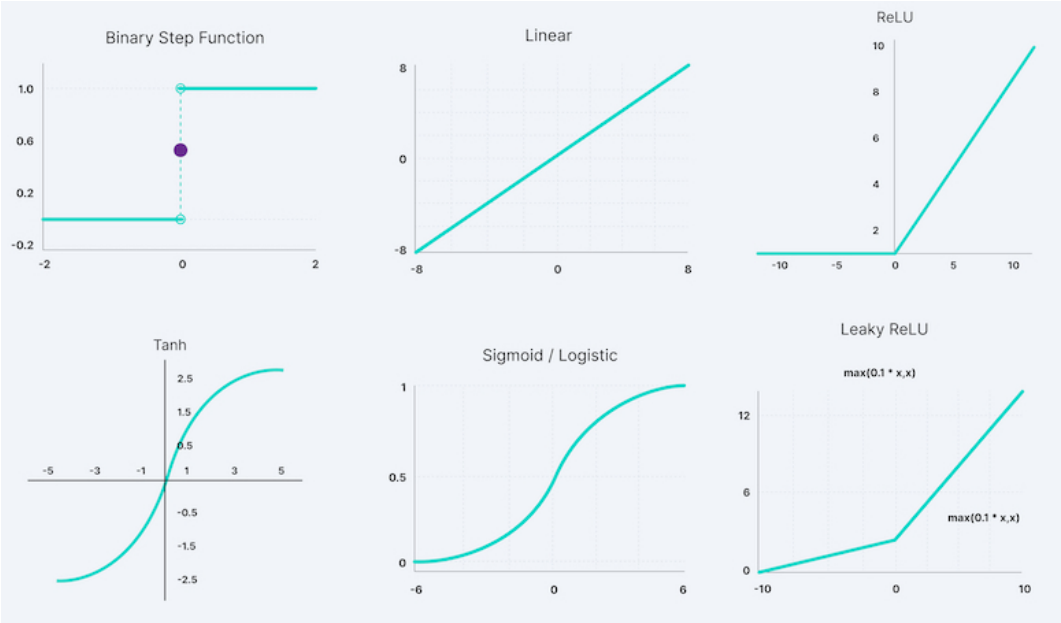
Konvolüsyon katmanları, görüntülerden özellikler çıkarmak amacıyla kullanılmaktadır. Bu katmanlar, giriş görüntüsüne kayar bir filtre veya çekirdek uygulamaktadır. Her kayma işlemi sonrasında filtre, belirli bir bölgedeki piksellerin çarpımlarını ve toplamlarını alarak bir özellik haritası oluşturur. Filtre(kernel), görüntülerden özellik çıkarmak için kullanılan genellikle boyutları 3x3 veya 5x5 olan matrislerdir. Özellik haritası(feature map) ise konvolüsyon işlemi uygulandıktan sonra elde edilen matristir ve giriş görüntüsünün belirli özelliklerini belirtir. Filtre görüntü üzerinde kayarak bu işlemi gerçekleştirir. Konvolüsyon işleminde görüntünün boyutunun korunabilmesi için dolgu(padding) işlemi gerçekleştirilebilmektedir. Şekil 3.7'de bir giriş görüntüsünün konvolüsyon sonrası ve bir sonraki bölümde anlatılacak olan aktivasyon katmanlarından ReLU sonrasındaki halleri görülebilmektedir.



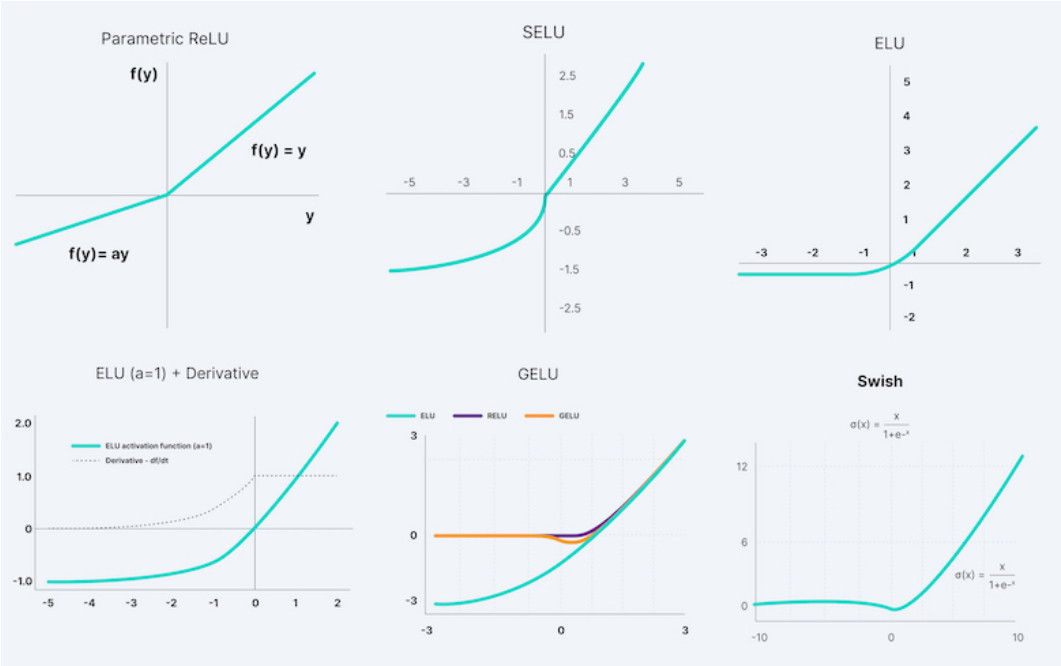
Şekil 3.7 Giriş Görüntüsü, Konvolüsyon Sonrası Görüntü, ReLU sonrası Görüntü [47]

- **Aktivasyon Fonksiyonları(Activation Functions)**

Aktivasyon fonksiyonları, yapay sinir ağlarında bir nöronun aldığı girdi sinyallerine karşılık ürettiği çıktıyı belirlemek için kullanılır. Sinir ağlarında, her bir nöronun



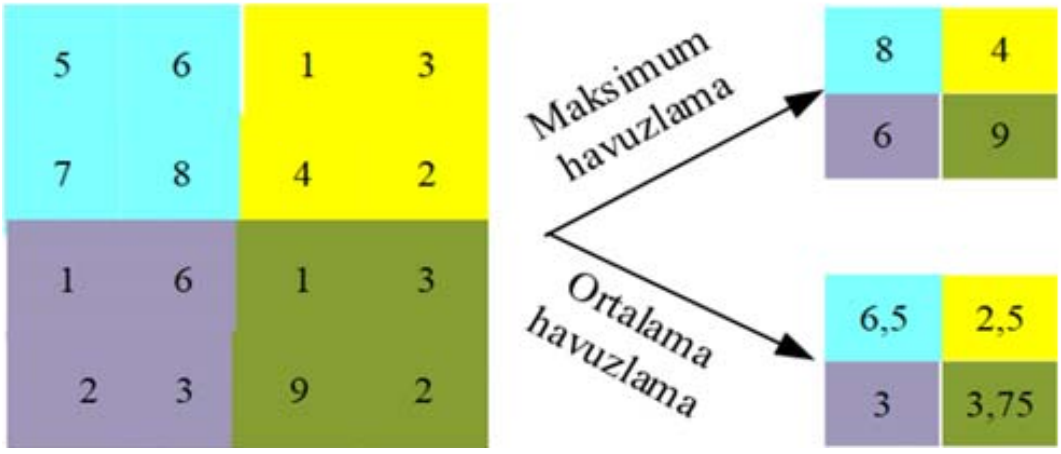
Şekil 3.8 Aktivasyon Fonksiyonları [48]



Şekil 3.9 Aktivasyon Fonksiyonları [48]

bir aktivasyon fonksiyonu vardır ve bu fonksiyon, nöronun girdi sinyalini nasıl işleyeceğini ve hangi çıktıyı vereceğini belirler. Aktivasyon fonksiyonları sayesinde ağlar karmaşık modelleri ve veri yapılarını öğrenebilir. Doğrusal(linear), ikili adım(binary step), ReLU, Tanh, Sigmoid, LReLU, PReLU, SELU, ELU, GELU ve Swish aktivasyon fonsiyonları bazı örneklerdir. Doğrusal(linear) aktivasyon fonksiyonu, giriş değeri ne olursa olsun çıkış değerini doğrusal bir şekilde dönüştüren bir fonksiyondur. Çıktı, girişin bir sabit katsayı ile çarpımına eşittir. İkili adım(binary step) aktivasyon fonksiyonu, giriş değeri belirli bir eşik değerin üzerinde olduğunda çıktıyı 1, altında olduğunda ise 0 olarak belirleyen bir aktivasyon fonksiyonudur. Bu, en basit aktivasyon fonksiyonlarından biridir. Tanh aktivasyon fonksiyonu çıkışları -1 ve 1 arasında sıkıştırmaktadır. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu, çıkışları 0 ile 1 arasına sıkıştırmaktadır. ReLU aktivasyon fonksiyonu negatif değerleri sıfıra çekmekte ve pozitif değerleri de olduğu gibi bırakmaktadır. LReLU, ReLU'nun negatif değerler için de küçük bir eğimle (genellikle 0.01) geçmesine izin verir. ELU, ReLU'ya benzer ancak negatif girdiler için yavaşça üssel bir şekilde azalan değerler döndürür. SELU, ELU'nun bir varyantıdır ve sinir ağlarında kendiliğinden normalizasyon sağlamak için kullanılır. Bu sayede, ağ derinleştikçe normalizasyon ihtiyacı azalır. PReLU, ReLU'nun bir varyantıdır ancak burada negatif değerler için kullanılan eğim sabit değil, öğrenilebilir bir parametredir. Swish fonksiyonu, sigmoid fonksiyonunun giriş değeri ile çarpılmasıyla elde edilir. Bu fonksiyon, doğrusal olmayan karmaşık ilişkileri daha iyi öğrenebilme kapasitesine sahiptir. Şekil 3.8 ve 3.9'da anlatılan aktivasyon fonksiyonlarının grafikleri görülebilmektedir.

- **Havuzlama Katmanları (Pooling Layers)**



Şekil 3.10 Havuzlama Yöntemleri [49]

Havuzlama katmanları, sinir ağlarında boyut küçültme işlemi yaparak özellik haritalarını daha yönetilebilir hale getiren katmanlardır. Bu katmanlar,

görüntü boyutunu azaltırken önemli bilgilerin korunmasını sağlamayı amaçlar. Havuzlama işlemi sırasında belirli bir bölgedeki en yüksek değeri almak ya da belirli bir bölgedeki ortalama değeri almak gibi farklı havuzlama yöntemleri kullanılır. Maksimum havuzlama (max pooling), ortalama havuzlama (average pooling),yaygın olarak kullanılan havuzlama yöntemlerindendir. Maksimum havuzlama, belirli bir bölgedeki en yüksek değeri seçer ve bu şekilde özelliklerin en belirgin olanlarını korur. Ortalama havuzlama ise belirli bir bölgedeki tüm piksel değerlerinin ortalamasını alır ve bu sayede daha yumuşak bir özet sunar. Ayrıca, tüm özellik haritasını tek bir değere indirgeyen ve sınıflandırma görevlerinde kullanılan Global Maksimum Havuzlama ile Global Ortalama Havuzlama yöntemleri de mevcuttur. Global havuzlama yöntemleri, tüm haritayı tek bir değerle özetler ve modelin öğrenme sürecini bu tek değer üzerinden yönlendirir. Bu havuzlama çeşitleri, modelin ihtiyaçlarına ve verilere göre seçilerek, öğrenme sürecinin verimli ve etkili olmasını sağlar. Şekil 3.10'da havuzlama yöntemlerine ait görüntüler görülebilmektedir.

- **Tam Bağlantılı Katmanlar (Fully Connected Layers)**

Tam bağlantılı katmanlar, sinir ağlarının son aşamalarında yer alan ve tüm nöronların birbirine tam olarak bağlı olduğu katmanlardır. Bu katmanlar, önceki katmanlardan gelen ve düzleştirilmiş (flattened) özellik haritalarını giriş olarak alır ve bu bilgiyi nihai bir çıktı olarak işlemek üzere kullanır. Her bir nöron, bir önceki katmandaki tüm nöronlarla bağlantılıdır, bu da her bir nöronun, önceki katmandaki tüm nöronların çıkışlarını dikkate alarak kendi çıktısını üretmesini sağlar. Bu tam bağlantı, modelin karmaşık ilişkileri öğrenmesine ve temsil etmesine olanak tanır. Tam bağlantılı katmanlar, genellikle derin öğrenme modellerinin son aşamasında, sınıflandırma veya regresyon gibi karar verme işlemleri için kullanılır. Örneğin, bir sınıflandırma problemi üzerinde çalışan bir modelde, tam bağlantılı katmanlar, sınıflandırma yapılacak her sınıf için birer nöron bulundurur ve bu nöronların çıktıları, belirli bir girişin hangi sınıfa ait olduğunu belirlemek için kullanılır. Çıkış katmanında, genellikle softmax gibi bir aktivasyon fonksiyonu uygulanır, bu sayede her sınıf için olasılık değerleri elde edilir. Tam bağlantılı katmanların önemli bir özelliği, modelin doğruluğunu artırmak için genellikle çok sayıda parametre kullanılmasıdır. Bu parametreler, modelin öğrenme sürecinde ayarlanır ve her nöronun ağırlıkları güncellenir. Ancak bu yüksek parametre sayısı, aynı zamanda modelin aşırı öğrenme eğiliminde olmasına neden olabilir. Bu nedenle, tam bağlantılı katmanlar bazı nöronların rastgele devre dışı bırakılmasını sağlayan tekniklerle desteklenir. Böylece modelin genelleme yeteneği artırılır. Sonuç olarak, tam bağlantılı katmanlar, sinir ağlarının karar verme sürecinde kritik bir rol oynar ve

modelin giriş verilerinden anlamlı bir sonuç çıkarması için son adım olarak hizmet eder. Bu katmanlar, sınıflandırma, regresyon ve diğer tahmin görevlerinde modelin nihai çıktısını üreten önemli katmanlardır.

- **Çıkış Katmanı (Output Layer)**

Bu katmanda modelin nihai tahminleri/sınıflandırmaları yapılır. Sınıflandırma yapılırken genellikle "softmax" veya "sigmoid" gibi aktivasyon fonksiyonları kullanılmaktadır.

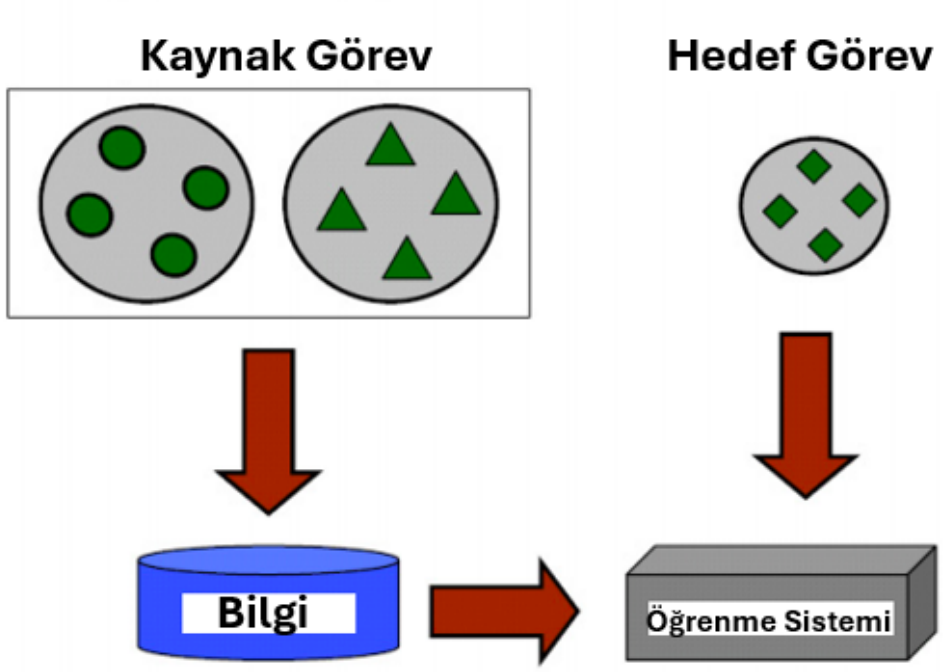
ESA'lar, görüntü sınıflandırma, görüntü segmentasyonu, nesne algılama, görüntü oluşturma ve tıbbi görüntü analizi gibi birçok farklı alanda kullanılmaktadır. ESA mimarileri, genellikle dört ana başlık altında incelenebilir. Doğrusal Ağlar, katmanların sırayla dizildiği geleneksel ESA mimarilerini temsil eder; örneğin, VGGNet Simonyan vd. tarafından gerçekleştirilen çalışmada ilk kez kullanılmıştır. VGGNet küçük 3x3 filtreler kullanarak derin katmanlar oluşturur. Yüksek doğruluk ve derinlik açısından öne çıkar ve görsel tanıma görevlerinde yaygın olarak kullanılır. [50]. İlk olarak Krizhevsky vd. yaptıkları çalışmada tanıtılan AlexNet, büyük veri setleri üzerinde derin öğrenme uygulamalarının ilk başarılı örneklerinden biri olarak kabul edilir. Görüntü sınıflandırmada önemli bir yere sahiptir ve daha derin ağ yapılarına zemin hazırlamıştır [51]. LeNet-5, ilk olarak Le vd. gerçekleştirdiği çalışmada kullanılmış ve el yazısı rakamların tanınmasında kullanılan ilk başarılı ESA mimarilerinden biri olmuştur. 7 katmanlı bir yapıya sahip olup, temel özellik çıkarma ve sınıflandırma görevleri için ilk örneklerden biridir [52]. Artık Ağlar (Residual Networks), katmanlar arasındaki öğrenme problemlerini çözmek için atlama bağlantılarını kullanır ve bu sayede çok derin ağlar oluşturulabilir; ResNet bu yapıyı kullanarak çok daha derin sinir ağları inşa etmeyi mümkün kılar ve derin ağların performansını artırır. ResNet mimarisi ilk olarak He vd. yaptıları çalışmada tanıtılmıştır [53]. Yoğun Bağlantılı Ağlar (Dense Networks), her katmanın çıktısının bir sonraki katmana giriş olarak bağlandığı bir yapı sunarak parametrelerin daha verimli kullanılmasını ve derin katmanlarda bilgi akışının artmasını sağlar; Huang vd. gerçekleştirdikleri çalışmada ilk defa kullanılan DenseNet bu özellikleriyle öğrenme sürecini iyileştirir [54]. Başlangıç Ağları(Inception Networks) ise farklı filtre boyutlarını aynı katmanda kullanarak daha geniş bir konvolüsyon yapısı sağlar; InceptionNet (GoogLeNet) bu tür bir yapı sunar ve böylece modelin farklı ölçeklerdeki özellikleri yakalamasını mümkün kılar. Ağın hesaplama verimliliğini artırır ve çeşitli özelliklerin eş zamanlı olarak öğrenilmesine olanak tanır. InceptionNet ilk olarak Szegedy vd. yaptıkları çalışmada kullanılmıştır [55].

3.3.1.2 Tekrarlayan Sinir Ağları(Recurrent Neural Networks,RNNs)

Tekrarlayan Sinir Ağları, ardışık veriler ve zaman serisi analizleri için tasarlanmış derin öğrenme algoritmaları olarak açıklanabilir. Tekrarlayan Sinir Ağlarının temel özelliği, her zaman adımındaki girdinin önceki zaman adımlarındaki gizli durumlarla (hidden states) ilişkilendirilmesidir [56]. Tekrarlayan Sinir Ağları Doğal Dil İşleme (Natural Language Processing, NLP), Konuşma Tanıma (Speech Recognition) ve Zaman Serisi Tahminlerinde kullanılmaktadır.

3.3.1.3 Üretken Rekabetçi Ağlar(Generative Adversarial Networks, GANs)

Üretken Rekabetçi Ağlar, bir üretici ağ ve bir ayrımcı ağ olmak üzere iki ayrı ağın birbirine karşı yarıştığı bir derin öğrenme algoritmasıdır. Üretken Rekabetçi Ağlarda, Üretici ağ rastgele girdi vektörlerinden gerçekçi veri örnekleri üretmektedir. Ayrımcı Ağ ise gerçek veri örneklerini ve sahte veri örneklerini ayırt etmekle görevlidir. Üretken Rekabetçi Ağlar görüntü üretimi ve veri artırma gibi alanlarda kullanılmaktadır [57].



Şekil 3.11 Transfer Öğrenme [58]

3.3.1.4 Transfer Öğrenimi (Transfer Learning)

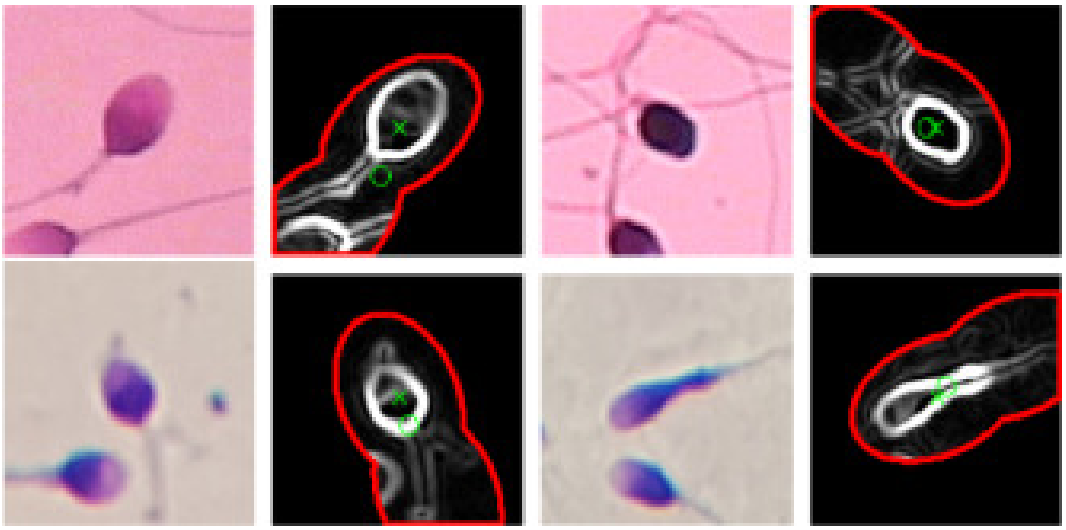
Transfer öğrenimi, önceden eğitilmiş bir modelin başka bir görev veya başka bir veri seti için yeniden kullanılması olarak tanımlanabilir. Bu yöntem kullanılarak büyük miktarda veri ve hesaplama kaynağı gerektiren derin öğrenme modellerinin

eğitimini kolaylaştırılmaktadır [59]. Transfer öğreniminde önceden eğitilmiş bir modelin taban katmanları yeni bir veri seti üzerinde yeniden eğitilmekte daha sonra ise son katmanlar yani sınıflandırma katmanları yeni bir görev için değiştirilmekte ve yeniden eğitilmektedir. Şekil 3.10'de transfer öğrenmenin akışı verilmiştir.

3.4 Sınıflandırma

3.4.1 Makine Öğrenmesi ile Biyomedikal Görüntü Sınıflandırma

Makine öğrenmesi, biyomedikal görüntü sınıflandırma alanında önemli ilerlemeler kaydedilmesini sağlamıştır. Biyomedikal görüntü sınıflandırma, hastalıkların teşhisi ve tedavisinde kritik bir rol oynar ve bu süreçte doğru ve hızlı analizler yapılabilmesi hayati öneme sahiptir. Makine öğrenmesi algoritmaları, biyomedikal görüntülerdeki karmaşık özellikleri tanımlamak ve sınıflandırmak için kullanılır. Biyomedikal görüntü sınıflandırma süreci, genellikle büyük miktarda etiketlenmiş veri gerektirir. Bu veriler MRG, BT ve USG gibi tıbbi görüntülerden elde edilir. Makine öğrenmesi modelleri, bu görüntülerin etiketlerini öğrenir ve yeni görüntülerin hangi sınıfa ait olduğunu tahmin edebilir. Örneğin bir model, İlhan vd. gerçekleştirdikleri çalışmada olduğu gibi mikroskopla elde edilmiş bir sperm görüntüsünü sınıflandırmada kullanılabilir [13]. Şekil 3.12'de makine öğrenmesinin sperm sınıflandırılmasında kullanımına dair bir örnek görülmektedir.



Şekil 3.12 Sperm Sınıflandırılmasında Makine Öğrenmesinin Kullanımı [13]

Makine öğrenmesi, biyomedikal görüntü sınıflandırmada çeşitli algoritmalar kullanır. Karar ağaçları, DVM, k-en yakın komşu ve sinir ağları gibi algoritmalar, biyomedikal veriler üzerinde başarılı sonuçlar vermektedir. Seo vd. gerçekleştirdiği çalışmada da belirtildiği gibi makine öğrenmesi, biyomedikal görüntü sınıflandırmada sadece doğruluğu artırmakla kalmaz, aynı zamanda işlem

sürelerini de azaltır. Otomatik görüntü analizi, doktorların daha hızlı ve doğru teşhis koymalarına yardımcı olur, bu da hastaların daha hızlı tedavi edilmesini sağlar [60]. Ayrıca, makine öğrenmesi, insan hatalarını en aza indirir ve tekrarlanabilir sonuçlar üretir, bu da sağlık hizmetlerinin kalitesini artırır.

Makine öğrenmesi, biyomedikal görüntü sınıflandırma alanında önemli bir yere sahiptir. Yüksek doğruluk oranları, hızlı analiz süreleri ve tekrarlanabilir sonuçlar, makine öğrenmesinin sağlık hizmetlerinde daha geniş çapta benimsenmesini ve uygulanmasını teşvik etmektedir. Makine öğrenmesi modellerinin gelişimi, gelecekte biyomedikal görüntüleme alanında daha da büyük yeniliklere kapı aralayacaktır.

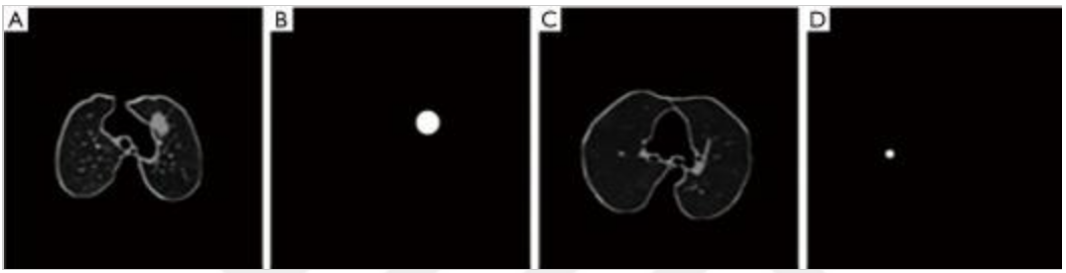
3.4.2 Derin Öğrenme ile Biyomedikal Görüntü Sınıflandırma



Şekil 3.13 Derin Öğrenme ile COVID-19 Hastalık Tespiti [61]

Derin Öğrenme, biyomedikal görüntüleme alanındaki çeşitli zorlukların üstesinden gelme ve teşhis süreçlerini iyileştirme kapasitesinden dolayı biyomedikal görüntüleme alanında önemli bir konuma sahiptir. Derin öğrenme, büyük ve karmaşık veri setlerinden anlamlı bilgiler çıkarabilme yeteneği sayesinde biyomedikal görüntüleme alanında önemli gelişmelerin sağlanmasında etkili olmuş, hastalıkların teşhis ve tedavi süreçlerinde kritik rol oynamıştır [62]. Derin öğrenmenin biyomedikal görüntülemedeki başlıca katkılarını sayacak olursak, geleneksel yöntemlerle manuel olarak belirlenmesi gereken özelliklerin otomatik olarak çıkarılabilmesini bunun da hem zaman tasarrufu sağlamasını hem de insan hatasını azaltmasını söyleyebiliriz. Derin öğrenmenin biyomedikal görüntülemedeki bir diğer katkısı olarak da görüntü sınıflandırma alanını sayabiliriz, derin öğrenme algoritmaları bu alanda yüksek doğruluk ve hassasiyet ile çalışabilmekte ve böylece daha hızlı teşhise olanak tanımaktadır. Derin öğrenme modelleri, büyük miktarda veriyle çalışabilmekte ve bu verilerden karmaşık desenleri öğrenebilmektedir bu da biyomedikal görüntüleme alanında büyük veri setlerinin etkin bir şekilde kullanılabilmesini sağlamaktadır [63].

Derin öğrenmenin biyomedikal görüntülemedeki katkısı özetlenecek olursa derin öğrenme modellerinin, klinik uygulamalarda doktorlara yardımcı olduğunu, teşhis süreçlerini hızlandırabildiğini ve tedavi için doğru kararlar alınmasına yardımcı olduğunu söyleyebiliriz. Böylece derin öğrenme alanında yaşanacak olan gelişmelerin biyomedikal görüntülemenin gelişmesine ve sağlık hizmetlerinin kalitelerinin artmasına olanak sağlayacağını söylenebilir. Şekil 3.14'de derin öğrenme kullanılarak gerçekleştirilen bir COVID-19 hastalığı tespiti çalışmasından bir örnek görüntü verilmiştir. Şekil 3.14'de ise yine derin öğrenme kullanılarak yapılan bir biyomedikal görüntü analizi örneği görülmektedir. A ve C resimlerinde akciğer BT görüntüleri; B-D resimlerinde ise hastalık tespit edilen kısımlar verilmiştir.



Şekil 3.14 Derin Öğrenme ile Akciğer Tümör Tespiti [62]

4
MATERYAL VE YÖNTEMLER

4.1 Veri Seti

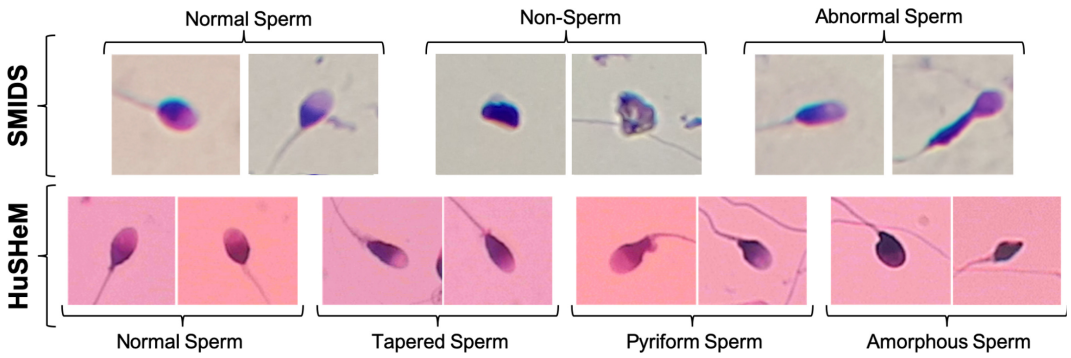
Bu tez çalışmasında "HuSHeM" ve "SMIDS" olmak üzere 2 farklı veri seti kullanılmıştır. HuSHeM veri seti, İsfahan Doğurganlık ve Kısırlık Merkezi'nde alınan 15 hastanın semen örneklerinden oluşmaktadır. HuSHeM veri seti "normal", "konik", "priform", ve "amorf" [7] olmak üzere dört farklı sınıfa ayrılmaktadır. Bu 4 sınıftan "normal" sınıfı sağlıklı örnekleri diğer üç sınıf ise sperm baş bölgesine ait çeşitli morfolojik bozukluklar içeren örnekleri içermektedir. HuSHeM veri seti, her sınıf için yaklaşık eşit sayıda renkli görüntü içeren dengeli bir veri setidir. Bu veri seti, 216 görüntü barındırmakta olup, bunların 54'ü "normal", 53'ü "konik", 57'si "priform" ve 52'si "amorf" sınıflarına aittir. Kullanılan veri seti RGB formatında ve 131x131 çözünürlüğündedir.

SMIDS veri seti ise İstanbul Üniversitesi Tıp Fakültesinde oluşturulmuştur [13]. SMIDS veri setinde 3000 adet semen örneği bulunmaktadır. Veri seti üç sınıftan oluşmaktadır. Bu sınıflar "normal", "abnormal" ve "non-sperm" sınıflarıdır. "normal" sınıfında 1021, "abnormal" sınıfında 1005 ve "non-sperm" sınıfında 974 adet örnek bulunmaktadır. Sınıflardaki görüntü sayıları yaklaşık olarak aynı olduğu için dengeli bir şekilde dağılmış bir veri seti olduğu söylenebilir. Görüntüler farklı çözünürlük değerlerine sahiptir ve RGB formatındadır.

Her iki veri seti de daha doğru ve adil sonuçlar elde edebilmek için beş katlı çapraz

Tablo 4.1 HuSHeM ve SMIDS veri setlerinde sınıflara göre görüntü dağılımları

SMIDS		HuSHeM	
Etiketler	Görüntü Sayısı	Etiketler	Görüntü Sayısı
Normal	1021	Normal	54
Abnormal	1005	Konik	53
Non-Sperm	974	Priform	57
		Amorf	52
Toplam	3000	Toplam	216



Şekil 4.1 HuSHeM ve SMIDS veri setlerinden örnek resimler [13]

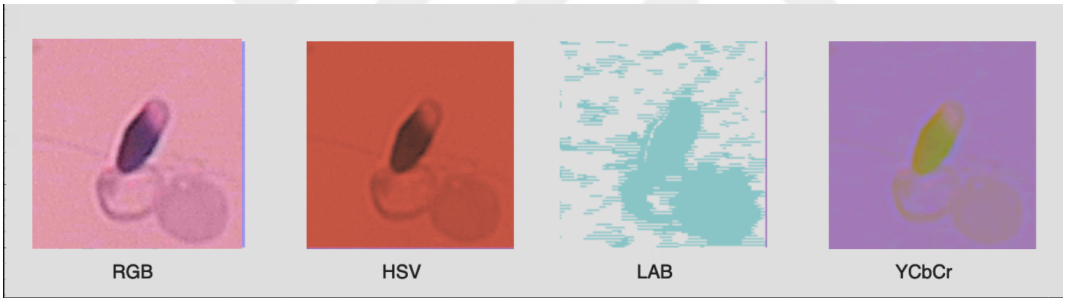
doğrulama yöntemi ile beş alt kümeye bölünmüştür. Ayrıca HuSHeM veri setinin 5, 10 ve 40 kat artırılmış halleri ve SMIDS veri setinin 10 kat artırılmış hali de çalışmada kullanılmıştır. HuSHeM ve SMIDS veri setlerinin her bir sınıfından ikişer örnek içeren görsel Şekil 4.1'de görülmektedir. Tablo 4.1'de ise HuSHeM ve SMIDS veri setlerinde sınıflara göre görüntü dağılımlar görülebilmektedir.

4.2 Renk Uzayı Dönüşümü ve Uzamsal Birleştirme

Derin öğrenme tabanlı biyomedikal görüntü sınıflandırma çalışmalarının bir alt dalı da farklı renk uzaylarını kullanılarak sınıflandırma başarım oranının artırılmaya çalışılmasıdır. Çalışmanın bu kısmında RGB renk paletinde örneklere sahip olan HuSHeM veri seti kullanılmış ve farklı renk uzaylarının uzamsal birleşiminin derin öğrenme tabanlı sperm görüntü sınıflandırma performansına etkisi incelenmiş ve bulgular bilimsel konferansta sunulmuştur [4]. Orijinal RGB renk paletine sahip görüntüler işleme tabii tutularak aynı veri setinin 3 farklı renk uzayında daha karşılıkları oluşturulmuştur. Bu renk uzayları LAB, HSV, YCbCr'dir. Sonrasında ise bu 3 renk uzayı ve orijinal renk uzayı uzamsal olarak birleştirilerek bu örneklerin de derin öğrenme sınıflandırma performansları ölçülmüştür.

Renk uzayı belirli renk aralıklarını ifade etmek için kullanılır ve renklerin sayısal bir formatta temsil edilmesini sağlar. Çeşitli yöntemler kullanarak farklı renk uzayları, renkleri farklı şekilde temsil ederler. Renkler sayısal değerlerle ifade edilerek derin öğrenme sınıflandırmasında kullanılır. RGB renk uzayı, kırmızı, yeşil ve mavi olmak üzere üç ana rengi temsil eder ve her bir renk için 0 ile 255 arasında bir yoğunluk değeri kullanır. Bu şekilde, her bir renge ait üç farklı değerle milyonlarca renk kombinasyonu oluşturulabilir. Örneğin, siyah renk (0,0,0) olarak, beyaz renk ise (255,255,255) olarak temsil edilir. RGB renk uzayına alternatif olarak geliştirilen bir renk uzayı HSV(Ton(Hue), Doygunluk(Saturation), Değer(Value)) renk uzayıdır. HSV renk uzayı renkleri insan algısına yakın bir

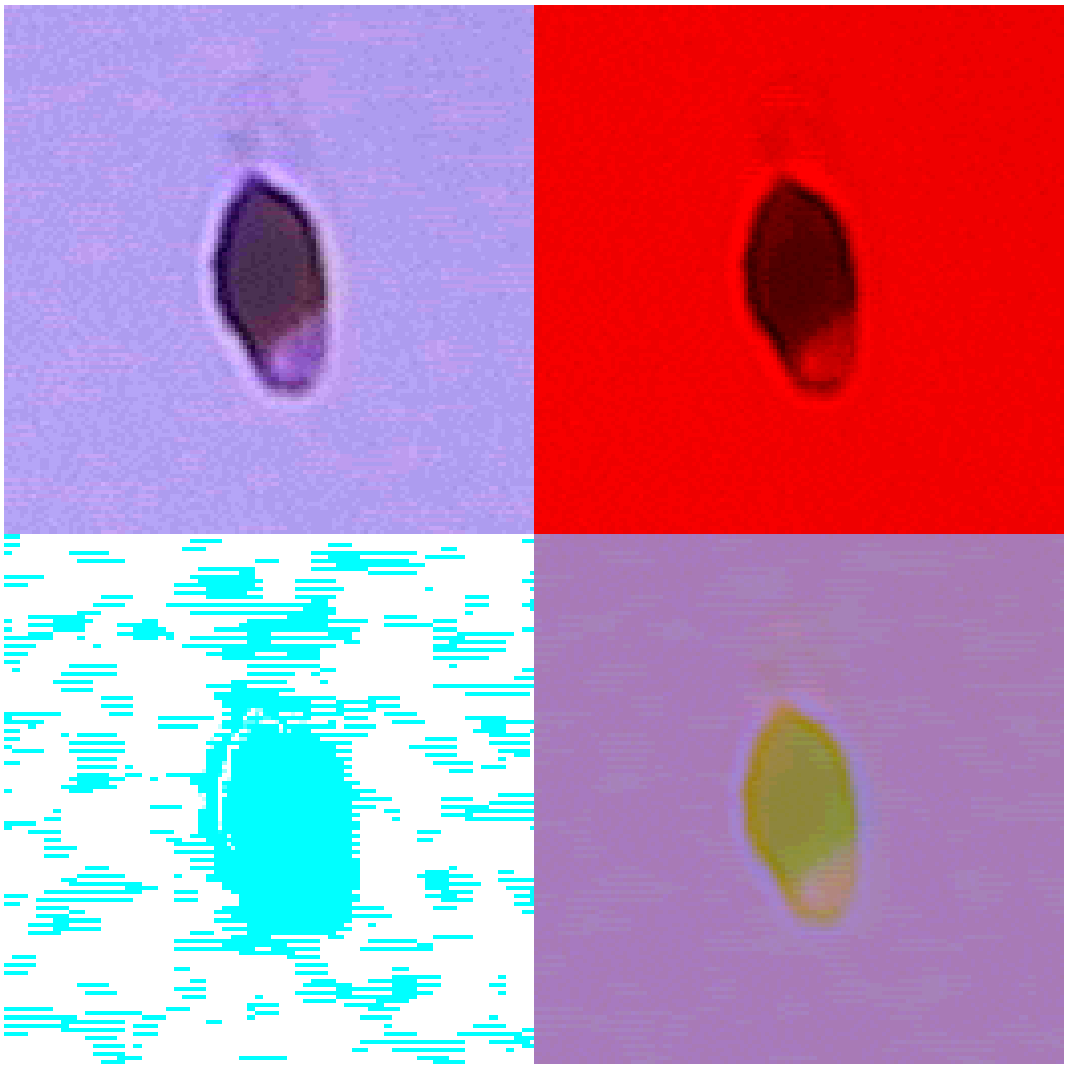
biçimde ifade eder. LAB renk uzayı ise daha yüksek aralıklı bir renk spektrumu kullanmakta ve birbirlerine yakın olan renk tonlarının ayırt edilebilmesine olanak sağlamaktadır. Bu renk uzayı HSV renk uzayının aksine dijital makinelerin anlayabileceği renkleri tanımlamak için kullanılmaktadır. Son olarak dijital görüntü ve video işleme işlemlerinde kullanılan bir renk uzayı olan YCbCr renk uzayı ise lüminans(Y) ve renk doygunluğu(Cb, Cr) değerlerini taşır [4]. Renk uzayı dönüşümü ise bahsedilen renk uzayları arasında gerçekleştirilir ve örnek görüntünün renk temsilinin farklı bir renk uzayına dönüştürülmesi şeklinde açıklanabilir. Renk uzayı dönüşümü yapılarak görüntülerin farklı özelliklerinin değişik renk uzaylarında daha belirgin bir şekilde açığa çıkabilmesi renk uzayı dönüşümü yapılmasının sebebidir. Gerçekleştirilen çalışmanın bu kısmında farklı renk uzaylarının derin öğrenme sınıflandırma performansına etkisi ve farklı renk uzaylarının uzamsal birleşiminin derin öğrenme sınıflandırma performansına etkisinin incelenmesi amaçlanmıştır. RGB renk uzayında olan orijinal veri setinin farklı renk uzaylarındaki karşılıkları elde edilmiş daha sonra ise farklı renk uzaylarındaki veriler uzamsal olarak birleştirilmiştir. Oluşturulan bu veri setlerinin derin öğrenme kullanılarak sınıflandırma başarım oranları ölçülmüştür.



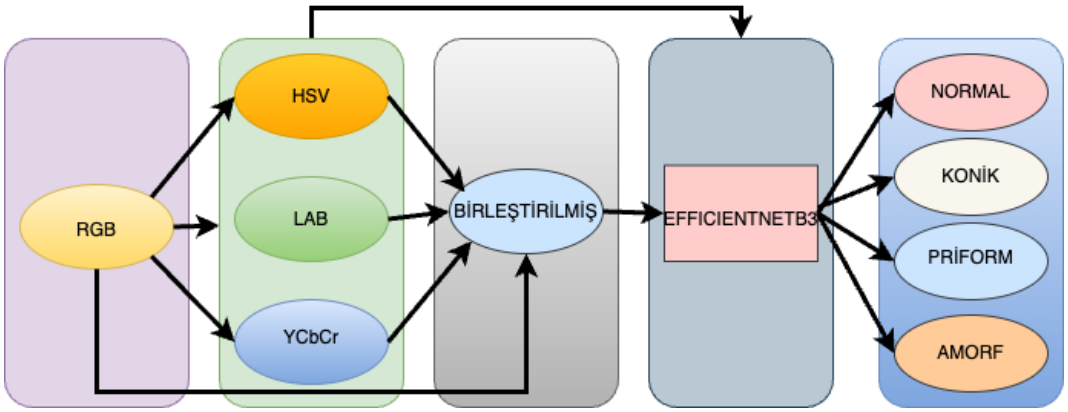
Şekil 4.2 Aynı sperm örneğinin 4 farklı renk uzayına ait görüntüleri [4]

HuSHeM veri setine ait 216 adet orijinal görüntü ilk olarak HSV, LAB, YCbCr renk uzaylarına dönüştürülmüştür. Oluşturulan görüntüler kullanılarak 4 farklı renk uzayının uzamsal birleşimi oluşturulmuştur. Şekil 4.2'de aynı sperm örneğinin 4 farklı renk uzayındaki görüntüleri verilmiş olup Şekil 4.3'te ise bu 4 farklı renk uzayındaki görüntülerin uzamsal olarak birleştirilmiş hali gösterilmiştir.

Renk uzayı dönüşümleri ve uzamsal birleşme gerçekleştirildikten sonra her biri 216 görüntü içeren 5 farklı veri seti elde edilmiştir. Bunlar RGB, HSV, LAB, YCbCr olmak üzere 4 farklı renk uzayındaki veri setleri ve bunların uzamsal birleşiminden oluşturulan veri setidir. Çalışmada bu 5 veri setinin sınıflandırma performansları EfficientNetB3 ESA mimarisinde transfer öğrenme yöntemleriyle ince ayar yapılarak karşılaştırılmıştır. Modelin ağırlıkları, ImageNet veri seti üzerinde önceden eğitilmiş ağlardan alınarak başlangıç noktası olarak kullanılmıştır. EfficientNetB3 mimarisi bir çok derin öğrenme mimarisine göre daha verimli



Şekil 4.3 Uzamsal Birleşim [4]



Şekil 4.4 Renk Uzayı Çalışmasının Akış Diyagramı [4]

sonuçlar üretebildiği için seçilmiştir. Diğer modellerde başarım oranları artarken model karmaşıklığı da çok fazla yükselmekteyken, EfficientNet daha verimli bir karmaşıklıkla çalışabilmektedir [64]. Bu sebeplerden dolayı iyi bir başarım oranı elde ederken düşük karmaşıkla elde edebilmek için bu çalışmada EfficientnetB3 mimarisini tercih edilmiştir. EfficientNetB3 mimarisinde modeller 100 epoch'ta eğitilmiş ve eğitim sürecinde "relu" ve "sigmoid" aktivasyon fonksiyonlarından yararlanılmıştır. Her yürütmede aynı test ve eğitim setlerini elde edebilmek için ise "randomstate" parametresi kullanılmıştır. Modelin güvenilirliğini artırmak amacıyla model toplamda 5 kez çalıştırılmış ve sınıflandırma başarımlarının ortalamaları alınmıştır. Şekil 4.4'de çalışmanın akış diyagramı verilmiştir.

4.3 Siyam Sinir Ağları

Bu tez çalışmasında sperm görüntülerini sınıflandırmak için kullanılan SSA, iki veya daha fazla sinir ağının aynı ağırlıkları paylaştığı ve genellikle benzerlik ölçümleri yapmak için kullanılan bir derin öğrenme mimarisidir. Bu ağlar, aynı ağırlıkları paylaşır ve aynı girişleri paralel olarak işler. Ana amaç, giriş çiftleri arasındaki benzerlik veya farklılıkları belirlemek için bir mesafe fonksiyonu öğrenmektir. SSA, özellikle görüntü karşılaştırma, yüz tanıma ve anomali tespiti gibi görevlerde yaygın olarak kullanılır. Görüntü tanıma alanında yüz tanıma ve parmak izi tanıma gibi uygulamalarda kullanılır. Metin ve konuşma tanıma alanında, metin veya konuşma örneklerinin benzerliğini belirlemede etkilidir. Tıbbi görüntüleme alanında ise farklı tıbbi görüntülerin karşılaştırılması ve benzerliklerinin belirlenmesinde kullanılır.

Siyam Sinir Ağları'nın Temel yapısı ve çalışma prensibi şu şekildedir: İkiz ağlar, aynı yapıya ve ağırlıklara sahip iki alt ağdır ve her biri bir giriş görüntüsünü işler ve yüksek boyutlu bir özellik vektörüne dönüştürür. Özellik karşılaştırma aşamasında, giriş çiftlerinden elde edilen özellik vektörleri karşılaştırılır. Bu genellikle L1 veya L2 normları gibi mesafe ölçütleri kullanılarak yapılır. Kayıp fonksiyonu olarak kontrastif kayıp fonksiyonu yaygın olarak kullanılır. Tummala vd. gerçekleştirdikleri çalışmada da belirtildiği üzere SSA benzerlik ölçütlerini temele alan bir model olduğu için az veri ile öğrenme sağlar ve az örnekli veri setlerinde yüksek başarım oranları elde edebilir [21].

Bu çalışmada Siyam Sinir Ağları kullanılarak yapılan sınıflandırma şu aşamalarla gerçekleştirilmiştir.

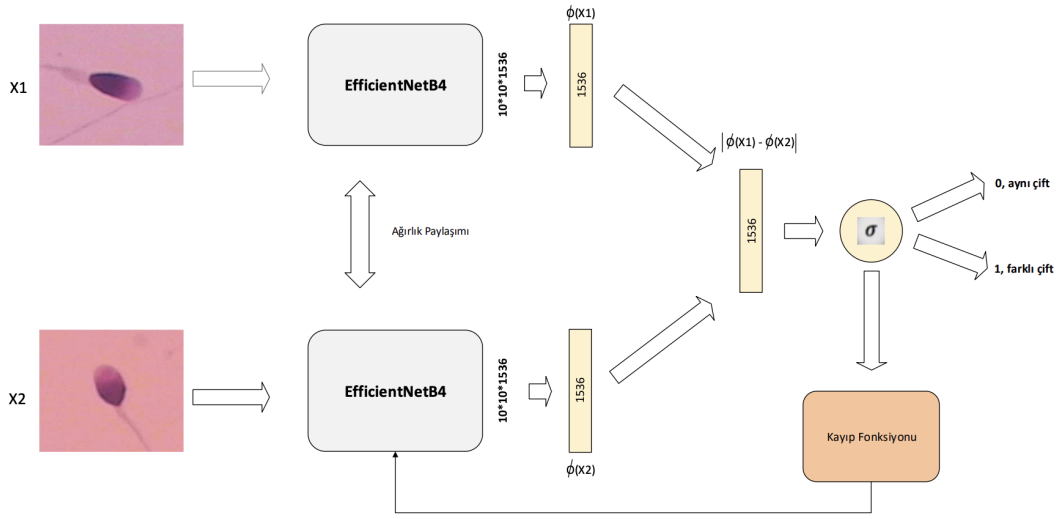
4.3.1 Görüntü Çiftlerinin Oluşturulması

Gerçekleştirilen çalışmada HuSHeM veri seti için her sınıftan 20 görüntü alınarak toplamda 80 görüntü eğitim için kullanılmıştır. Her bir görüntü için 100 çift oluşturulmuş ve toplamda 8000 görüntü çifti SSA eğitimi için üretilmiştir. Aynı hücre türüne ait çiftler "pozitif çift" olarak etiketlenir ve 0 olarak adlandırılır, farklı hücre türlerine ait çiftler ise "negatif çift" olarak etiketlenir ve 1 olarak adlandırılır. 8000 görüntü çiftinin yarısı pozitif çift diğer yarısı da negatif çift olarak belirlenmiş ve sınıf dengesizliği önlenmiştir. Her görüntü için oluşturulan 100 çiftin 50 tanesi benzer, 50 tanesi ise benzemez çiftlerden oluşur. Her hücre türü en az bir kez diğer üç hücre türüyle eşleştirilmiştir. Görüntüler SSA modeline beslenmeden önce yoğunluk aralıklarının 0-255 arasında olduğundan emin olunarak doğrulanmıştır. Bu, EfficientNet için temel bir gerekliliktir. 5 kat artırılmış veri setinde yapılan sınıflandırmada ise her bir sınıftan alınan örnek sayısı 5 kat artırılmış, her sınıftan 100 görüntü alınarak toplamda 400 görüntü eğitim için kullanılmıştır. Yine her görüntü için 100 çift oluşturulmuş ve toplamda 40000 görüntü çifti SSA eğitimi için üretilmiştir. 5 kat artırılmış veri setinde de aynı hücre türüne ait çiftler "pozitif çift" olarak etiketlenmiş ve 0 olarak adlandırılmıştır, farklı hücre türlerine ait çiftler ise "negatif çift" olarak etiketlenmiş ve 1 olarak adlandırılmıştır. 40000 görüntü çiftinin yarısı pozitif çift diğer yarısı da negatif çift olarak belirlenmiş ve sınıf dengesizliği önlenmiştir. 10 ve 40 kat artırılmış veri setlerinde de aynı mantık uygulanmıştır. 10 kat artırılmış veri setinde her bir sınıftan 200 görüntü; 40 kat artırılmışta ise her bir sınıftan 800 görüntü alınmış ve çift oluşturma, eğitim işlemi gerçekleştirilmiştir. Veri seti kaç kat artırılmışsa her bir sınıftan alınan örnek sayısı da o kadar artırıldığı için performans değerlendirmelerinde mantıklı bir karşılaştırma yapılabilmesi sağlanmıştır.

4.3.2 SSA Mimarisi ve Parametreler

Siyam Sinir Ağları'nın mimarisi Şekil 4.5'de görülmektedir. Şekilden de anlaşılacağı üzere girdi örneğini görüntü alanından gömülü uzaya çevirmek için EfficientNet modeli kullanılmıştır. Daha sonra ise modelin son softmax katmanı çıkarılmış ve yerine bir global ortalama havuzlama(global average pooling) katmanı eklenmektedir. Görüntülerin mutlak farkları ile nicel karşılaştırması "lambda" katmanı kullanılarak gerçekleştirilir. Bu işlemden sonra, bir "sigmoid" nöron yerleştirilir ve bu nöron, sıfır ile bir arasında bir olasılık sağlar; 0,5'ten küçük bir değer pozitif çift, 0,5'ten büyük bir değer ise negatif çift olduğunu gösterir.

EfficientNet-B4 modelinin "softmax" katmanı çıkarıldığında, son konvolüsyon katmanının çıktısı olan 10×10×1536 boyutunda bir özellik vektörü elde edilir.



Şekil 4.5 SSA mimarisi [21]

Bu özellik vektörü, 1536 boyutunda bir özellik vektörüne dönüştürülmek için global ortalama havuzlama işlemi uygulanarak sadeleştirilir. Daha sonra, bu 1536 boyutundaki özellik vektörü, başka bir 1536 boyutundaki özellik vektörü ile karşılaştırma yapmak için "lambda" katmanına bağlanır. Temel model yaklaşık yirmi milyon parametre içerir, bu nedenle hesaplama süresini azaltmak ve transfer öğrenme gücünden yararlanmak için EfficientNet-B4 modelinin son %10 katmanlarının ağırlık ve “bias” gibi parametreleri geri yayılım(back propagation) sırasında güncellenir. Geri kalan model parametreleri ise eğitilebilir değildir. Önerilen modelde yığın boyutu, öğrenme oranı ve “epoch” sayısı ayarlanabilir birçok hiperparametre vardır. Modeller, RMSprop, Adamax ve SGD gibi üç farklı optimizasyon yöntemi kullanılarak farklı kombinasyonlarla değerlendirilmiştir. Bu sayede, en iyi performansı elde etmek için çeşitli hiperparametreler ve optimizasyon yöntemleri test edilmiştir. Gerçekleştirilen çalışmada optimum değerler olarak 32 batch size boyutu ve 25 “epoch” sayısı kullanılmıştır. Öğrenme oranı olarak ise 0.1, 0.01 ve 0.001 öğrenme oranları denenmiştir.

4.3.3 Diğer Katmanlar

“Softmax” katmanı çok sınıflı sınıflandırmalarda son sınıflandırma katmanı olarak kullanılmaktadır. Bu katman bu çalışmada çıkarılmış ve yerine özel katmanlar eklenmiştir. Global ortalama havuzlama (global average pooling) katmanı ise özelliklerin boyutunu azaltır. Boyut azaltma işlemini ortalama alarak yapar. Bu çalışmada da 10×10×1536 boyutundaki tensörü 1536 boyutunda bir vektöre dönüştürmek için kullanılmıştır. Gömülü uzay (embedded space) ise girdi görüntünün temsil edildiği bir koordinat sistemidir. Bu çalışmada girdi

görüntülerinin temsili 1536 boyutundadır. "Lamda" katmanı ise iki görüntü arasında L1 uzaklığının uygulanması için eklenmiş olup matematiksel işlemlerin gerçekleştirmek amacıyla kullanılmaktadır. "Sigmoid" nöron ise SSA mimarisine verilen örneklerin/girdilerin benzerlik durumlarının belirlendiği nöron olup 0-1 arasında bir değer döndürmektedir.

4.3.4 Sınıflandırma

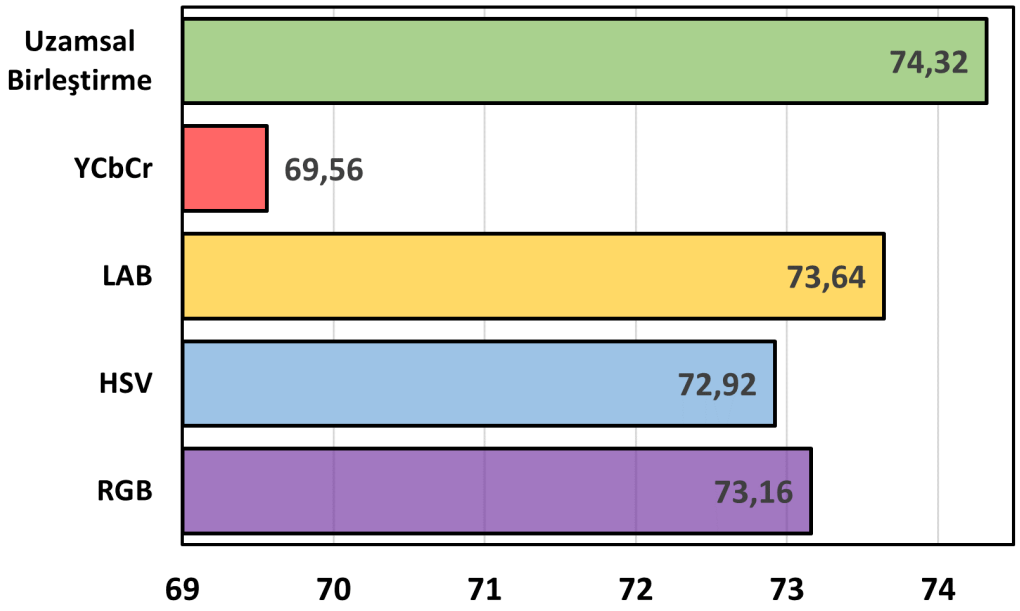
Bu çalışmada görüntü sınıflandırması yapılırken N-Yönlü K-Atış(N-way K-shot) yöntemi kullanılmıştır. N sınıflandırmadaki sınıf sayısını belirtmektedir. Bu yöntemde öncelikle bir destek seti gereklidir. Destek seti test verilerinden seçilir. Her bir sınıftan veriler destek setine gönderilir. Sınıflandırılacak olan görüntünün sınıfı destek setindeki en yüksek benzerliğe sahip olduğu görüntü olarak belirlenir. Bu çalışmada HuSHeM veri seti üzerinde yapılan sınıflandırmalarda 4-yönlü 5-atış; SMIDS veri setinde yapılan çalışmalarda ise 3-yönlü 5-atış kullanılmıştır.

5
DENEYSEL SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde tez çalışmasından elde edilen deneysel sonuçlara yer verilecektir. Öncelikle ön işleme işleminden elde edilen sonuçlara yer verilecek daha sonra ise Siyam Sinir Ağları kullanılarak elde edilen sonuçlarına yer verilecektir.

Çalışmanın ön işleme bölümünde HuSHeM veri setindeki RGB renk uzayına sahip orijinal görüntülere renk uzayı dönüşümü uygulanarak HSV, LAB, YCbCr renk uzayında görüntüler elde edilmiştir. Dört farklı renk uzayına sahip bu görüntüler EfficientNetB3 modeli kullanılarak sınıflandırılmış ve LAB renk uzayındaki veri setinin veri setinin orijinal renk uzayı olan RGB'den daha başarılı bir sınıflandırma performansı gösterdiği belirlenmiştir. Daha sonra ise bu dört renk uzayındaki görüntüler uzamsal olarak birleştirilmiş ve bir veri seti daha oluşturulmuştur. Uzamsal birleşimlerden oluşan bu veri seti ile de EfficientNetB3 modeli kullanılarak sınıflandırma gerçekleştirilmiş ve bu veri setinin oluşturulan diğer veri setlerine göre daha iyi bir sınıflandırma performansı gösterdiği görülmüştür.

Elde edilen sonuçlar Şekil 5.1'de gösterilmiştir. Sonuçlar renk uzayı dönüşümü uygulamanın ve farklı renk uzayları kullanmanın sınıflandırma başarım oranını artırdığını göstermiştir. Yine aynı şekilde farklı renk uzaylarının uzamsal birleşimlerinden oluşan görüntüler de derin öğrenme sınıflandırma performansını yükseltmiştir. Gerçekleştirilen çalışmanın sonuçlarına bakıldığında farklı renk uzayları ve uzamsal birleşme kullanılarak yapılan sınıflandırmalarda daha yüksek bir başarım oranı elde edilmiştir. HuSHeM veri setinin orijinal renk uzayı olan RGB renk uzayında yapılan sınıflandırmada %73,16 başarım oranı elde edilirken, LAB renk uzayında bu başarım oranı %73,64 olarak ölçülmüştür. HSV ve YCbCr renk uzaylarında ise diğer iki renk uzayına göre daha başarısız bir başarım oranı elde edilmiş bu oranlar sırası ile %72,92 ve %69,2 olmuştur. Dört farklı renk uzayının sınıflandırma başarım oranından daha yüksek bir orana ise uzamsal birleşim ile ulaşılmış ve %74,32 başarım oranı elde edilmiştir. Bu sonuçlardan yola çıkılarak şu yorum yapılabilir ki farklı renk uzaylarını kullanmak derin



Şekil 5.1 Farklı Renk Uzaylarını Sınıflandırma Sonuçları(%) [4]

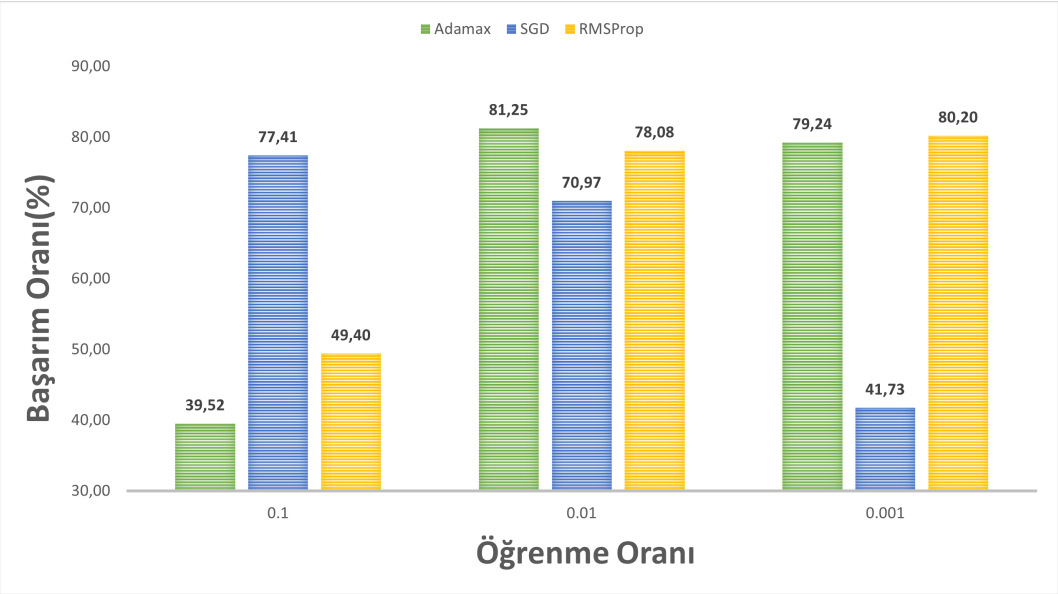
öğrenme sınıflandırma başarısını artırabileceği gibi farklı renk uzaylarının uzamsal birleşimleri de sınıflandırma başarım oranını artırabilmektedir.

Çalışmanın diğer bölümünde ise Siyam Sinir Ağları kullanılarak HuSHeM ve SMIDS veri setleri üzerinde sınıflandırmalar yapılmış ve modelin farklı veri setleri üzerindeki başarım oranları ölçülmüştür. Ayrıca SSA performansına artırılmış veri setlerinin etkisi; farklı parametre kullanımlarının etkisi; uzamsal birleştirilmiş veri setinin etkisi ölçülmüş ve ilgili grafik ve karşılaştırmalara bu bölümde yer verilmiştir. Gerçekleştirilen sınıflandırmalarda en yüksek başarım oranı HuSHeM 5 kat artırılmış veri setinde RMSProp optimizasyon yöntemi kullanılarak 0.01 öğrenme oranı ile elde edilmiştir ve başarım oranı %89.92'dir.

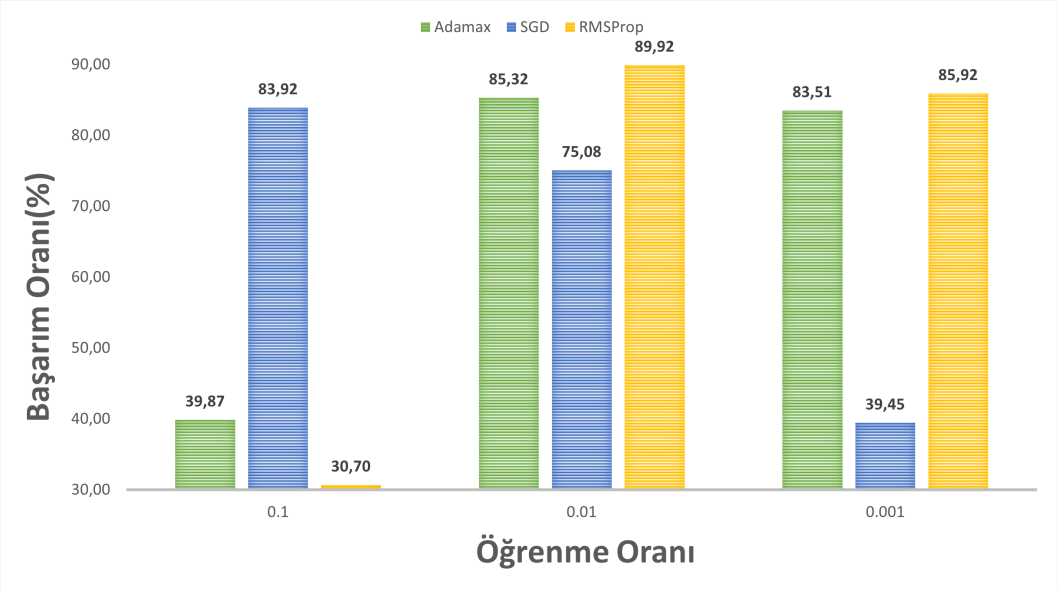
Çalışmada HuSHeM orijinal veri seti, SMIDS orijinal veri seti, HuSHeM 5 kat artırılmış veri seti, HuSHeM 10 kat artırılmış veri seti, HuSHeM 40 kat artırılmış veri seti, SMIDS 10 kat artırılmış veri seti ve uzamsal olarak birleştirilmiş HuSHeM veri seti olmak üzere 7 farklı veri seti kullanılmıştır. RMSProp, Adamax ve SGD olmak üzere 3 farklı optimizasyon yöntemi ve 0.1, 0.01 ve 0.001 olmak üzere 3 farklı öğrenme oranı kullanılmıştır.

HuSHeM orijinal veri setinde elde edilen sonuçlar Şekil 5.2'de görülebilmektedir. En yüksek başarım oranı %81.25 ile Adamax optimizasyon yöntemi ve 0.01 öğrenme oranı kullanılarak elde edilmiştir.

HuSHeM 5 kat artırılmış veri setinde elde edilen sonuçlar şekil 5.3'de görülebilmektedir. En yüksek başarım oranı %89.91 ile RMSProp optimizasyon

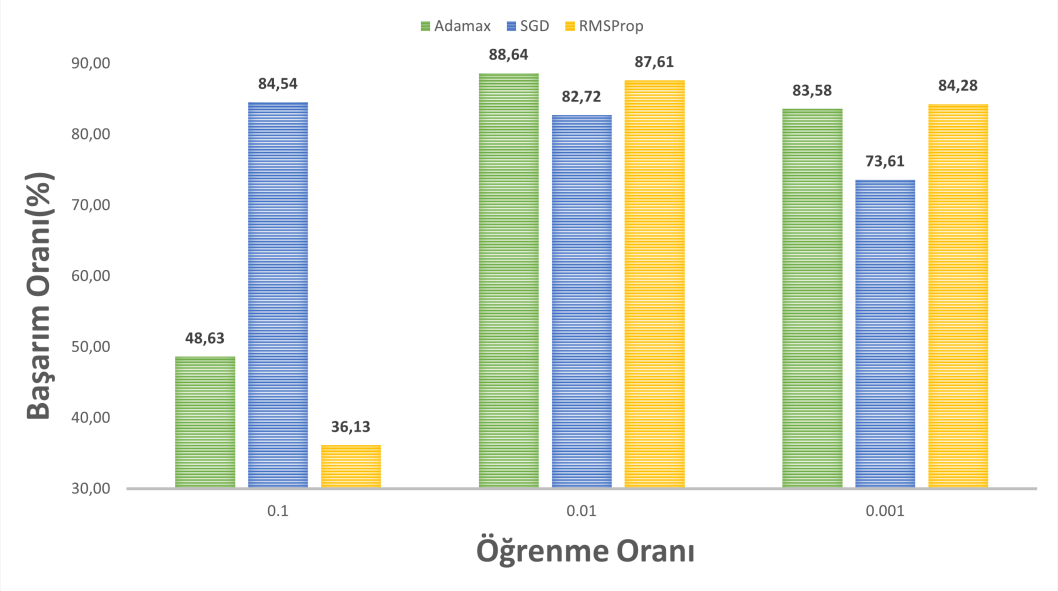


Şekil 5.2 HuSHeM veri seti sınıflandırma sonuçları



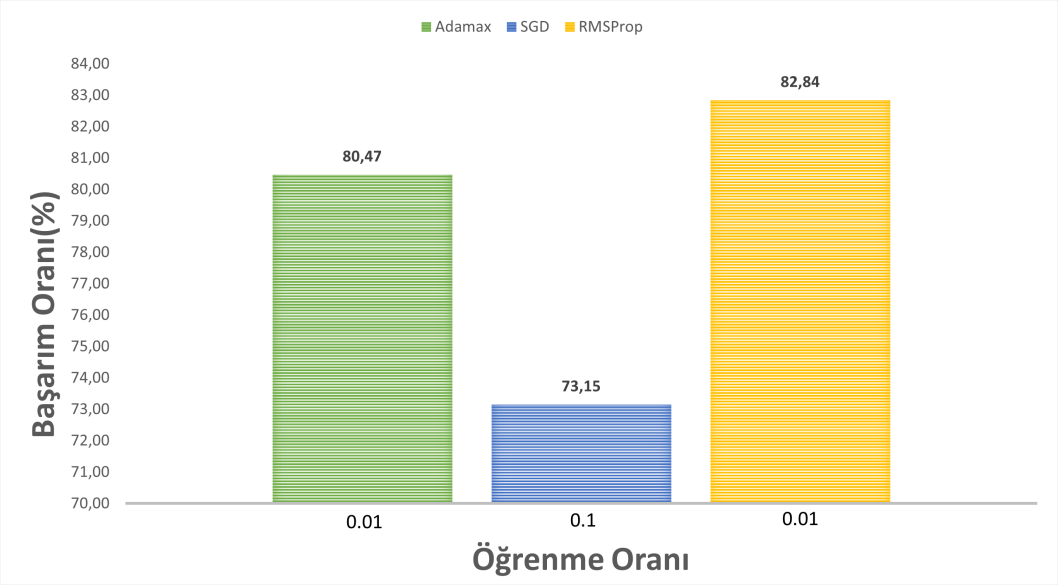
Şekil 5.3 5 kat artırılmış HuSHeM veri seti sınıflandırma sonuçları

yöntemi ve 0.01 öğrenme oranı kullanılarak elde edilmiştir.



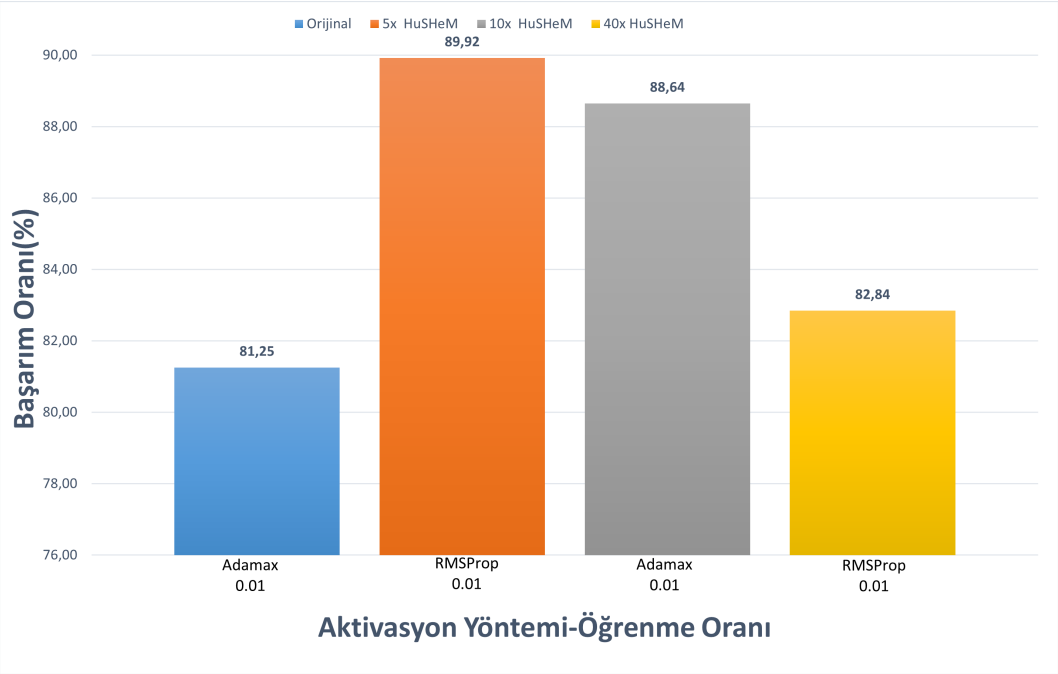
Şekil 5.4 10 kat artırılmış HuSHeM veri seti sınıflandırma sonuçları

HuSHeM 10 kat artırılmış veri setinde elde edilen sonuçlar şekil 5.4'de görülebilmektedir. En yüksek başarım oranı %88.64 ile Adamax optimizasyon yöntemi ve 0.01 öğrenme oranı kullanılarak elde edilmiştir.



Şekil 5.5 40 kat artırılmış HuSHeM veri seti sınıflandırma sonuçları

HuSHeM 40 kat artırılmış veri setinde ise tüm parametrelerle deneme yapılmamış önceki veri setlerinde yüksek başarım elde eden parametrelerle deneme yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar şekil 5.5'de görülebilmektedir. En yüksek başarım oranı %82.84 ile RMSProp optimizasyon yöntemi ve 0.01 öğrenme oranı kullanılarak elde edilmiştir.

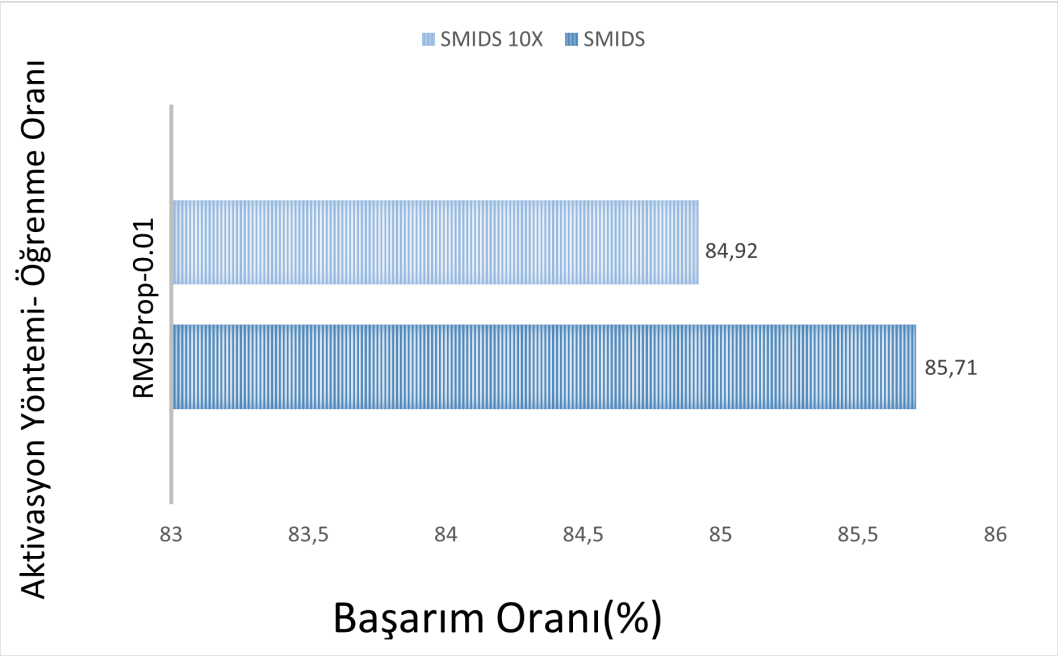


Şekil 5.6 Orijinal ve artırılmış veri setlerinde alınan en iyi sonuçlar

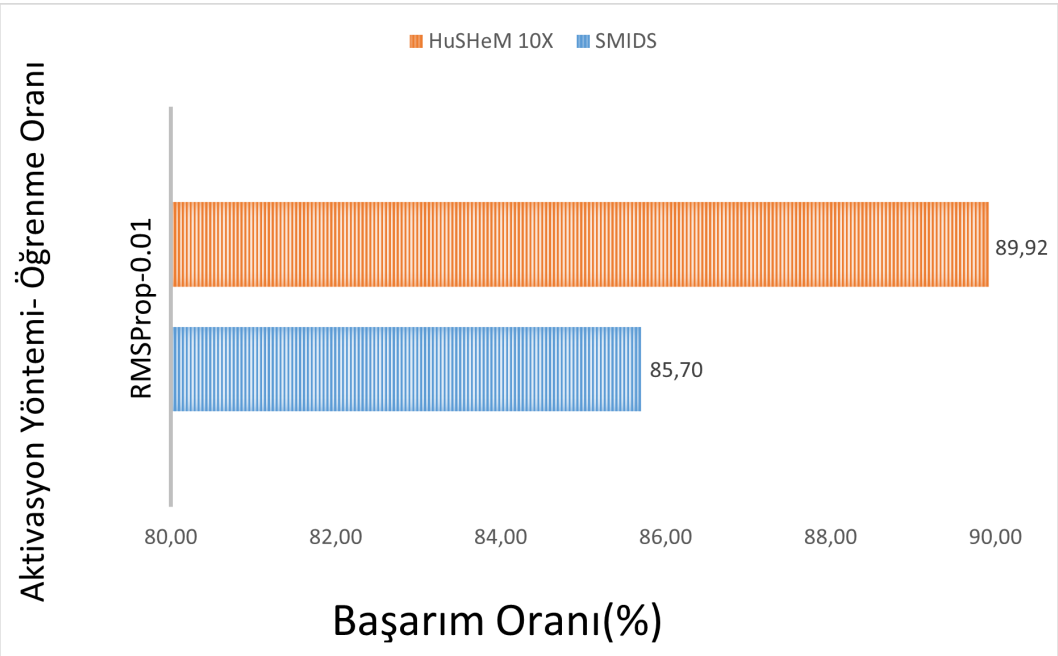
Sonuçları paylaşılan 4 veri setinin en başarılı sonuçlarını içeren grafik ise şekil 5.6'da görülebilmektedir. Elde edilen en iyi sonuçlar 0.01 öğrenme oranında elde edilmiştir. Orijinal ve 10 kat artırılmış veri setlerinde Adamax optimizasyon yöntemi en iyi sonucu elde ederken; 5 kat ve 40 kat artırılmış veri setlerinde RMSProp optimizasyon yöntemi en iyi sonucu vermiştir.

HuSHeM veri setlerinde elde edilen sonuçlar, en başarılı sonuçların 5 kat artırılmış veri setinde elde edilmiştir. 10 kat ve 40 kat artırılmış veri setlerinde 5 kat artırılmış veri seti kadar yüksek bir başarım elde edilemediği görülmüştür. Bunun nedeni SSA'nın yapısıyla açıklanabilir. SSA daha önce de belirtildiği gibi düşük örnekli veri setlerinden yüksek başarım elde etmek için kullanılan bir yöntemdir. Uygulanan çalışmada da test edilen 4 veri seti arasında SSA için optimum veri sayısının 5 kat artırılmış veri setinde olduğu ve bu nedenle en iyi başarım sonucunu verdiği söylenebilir.

HuSHeM verisetindeki sonuçlar elde edildikten sonra en iyi başarım gösteren parametrelerle model SMIDS veri seti üzerinde de denenmiştir. SMIDS ve 10 kat artırılmış SMIDS verisetleri üzerinde en iyi parametrelerle alınan sonuçlar şekil 5.7'de görülebilmektedir. Sonuçlarda görüldüğü üzere orijinal SMIDS veri seti üzerinde daha yüksek bir başarım oranı elde edilmiştir. Bunun sebebi HuSHeM veri setlerinde olduğu gibi SSA'nın optimum veri sayısına orijinal SMIDS veri setinde ulaşması olarak gösterilebilir.

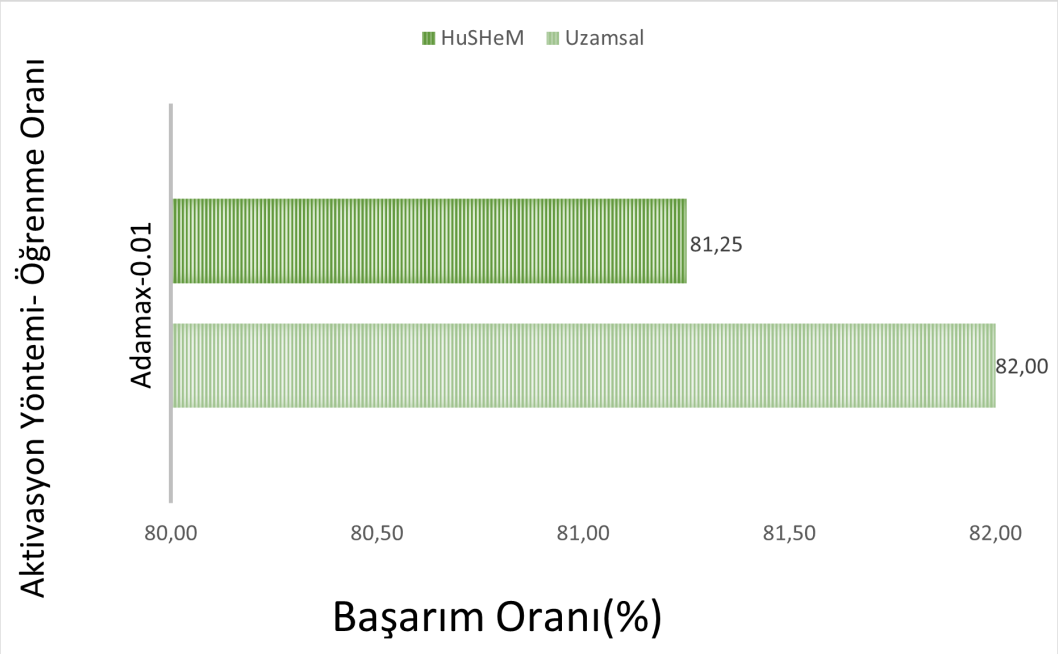


Şekil 5.7 SMIDS ve 10 kat artırılmış SMIDS veri setleri sınıflandırma sonuçları



Şekil 5.8 HuSHeM ve SMIDS veri setleri sınıflandırma sonuçları

HuSHeM ve SMIDS verisetleri üzerinde alınan en iyi başarım sonuçları karşılaştırılacak olursa; HuSHeM veri setinde en iyi sonuçlar 5 kat artırılmış veri setinde RMSProp optimizasyon yöntemi ve 0.01 öğrenim oranı ile elde edilmiştir. SMIDS veri setinde ise aynı parametrelerle orijinal veri setinde en iyi sonuçlar elde edilmiştir. Bu sonuçların kıyaslandığı grafik şekil 5.8'de görülebilmektedir. Görüldüğü üzere SMIDS veri setinde HuSHeM veri setindeki başarım oranlarına ulaşılamamış başarım oranı %85.71 olmuştur.

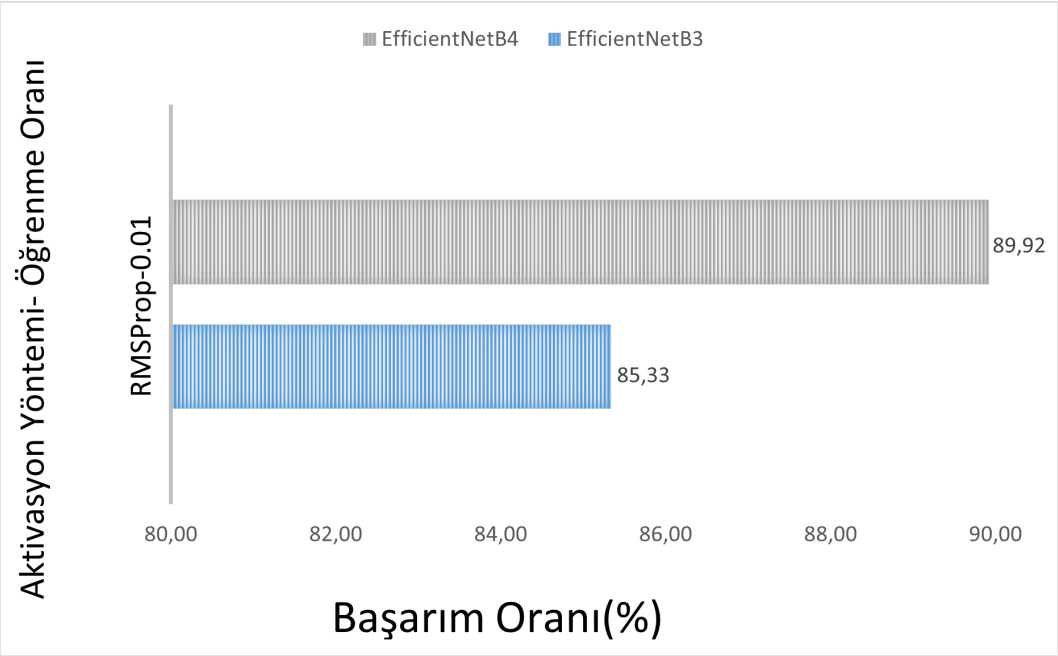


Şekil 5.9 HuSHeM orijinal veri seti ve Uzamsal birleştirme ile oluşturulmuş veri seti sınıflandırma sonuçları

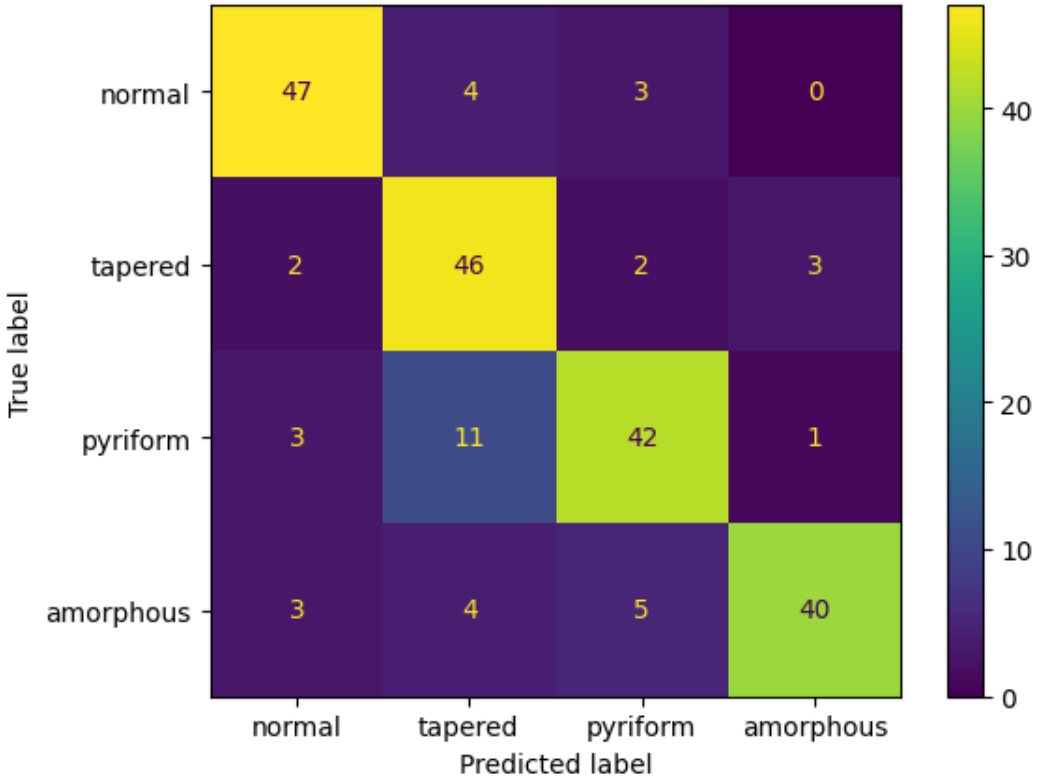
Şekil 5.9'da Orijinal HuSHeM veri seti ve uzamsal birleştirme ile oluşturulmuş veri setinin başarım Adamax optimizasyon yöntemi kullanılarak elde edilmiş başarım sonuçları görülebilmektedir. Uzamsal birleştirilmiş veri seti çok az bir farkla da olsa orijinal veri setine göre daha iyi bir sınıflandırma sonucu sağlamıştır.

Şekil 5.10'de 5 kat artırılmış veri setinde RMSProp optimizasyon yöntemi ve 0.01 öğrenme oranı ile EfficientNetB3 ve EfficientNetB4 modelleri kullanılarak gerçekleştirilen sınıflandırmanın sonuçları görülmektedir. EfficientNetB4 modeli EfficientNetB3 modeline göre daha iyi bir başarım oranı yakalamıştır.

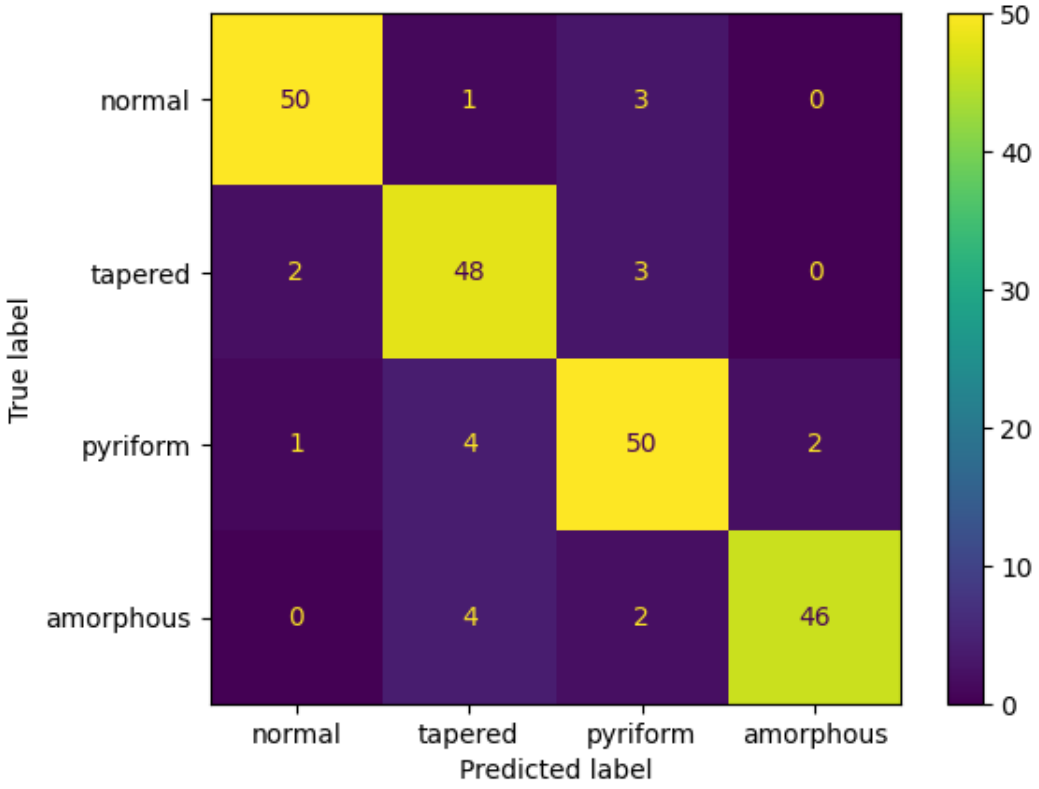
Sınıflandırma başarım oranları verilen 7 veri setinde elde edilen en iyi sonuçların ve EfficientNetB3 modeli kullanılan sınıflandırmanın karışıklık matrisleri Şekil 5.11, 5.12, 5.13, 5.14, 5.15, 5.16, 5.17'de verilmiştir.



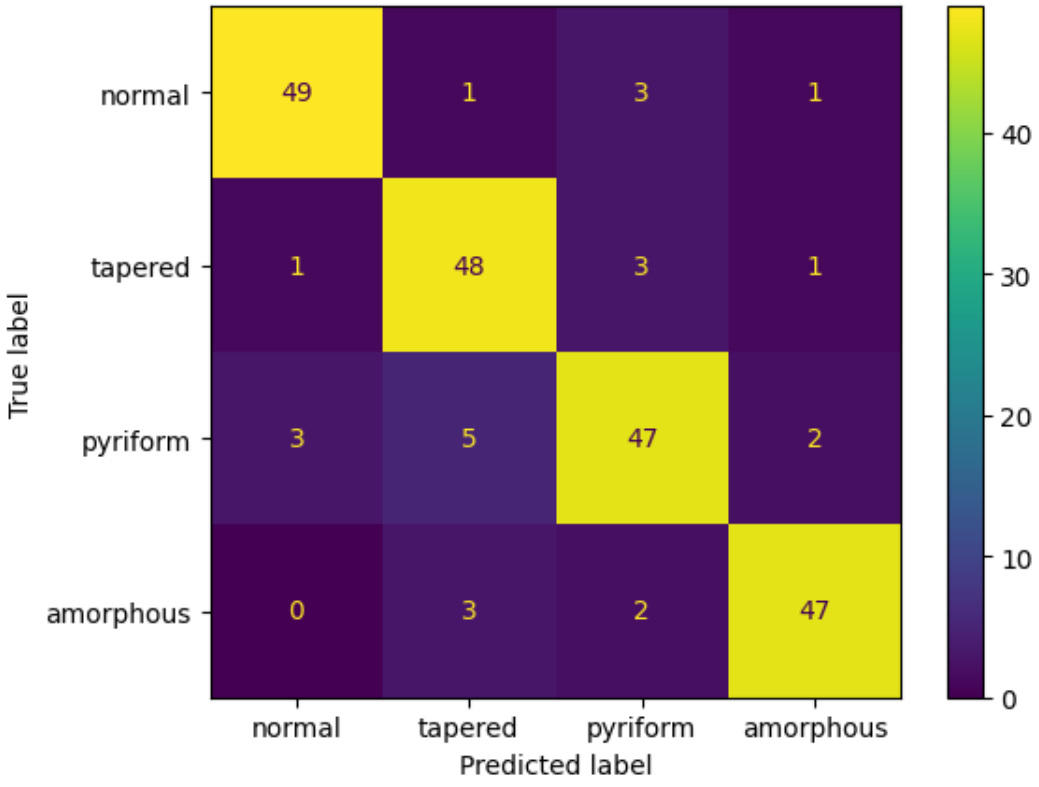
Şekil 5.10 EfficientNetB3 ve EfficientNetB4 sınıflandırma sonuçları



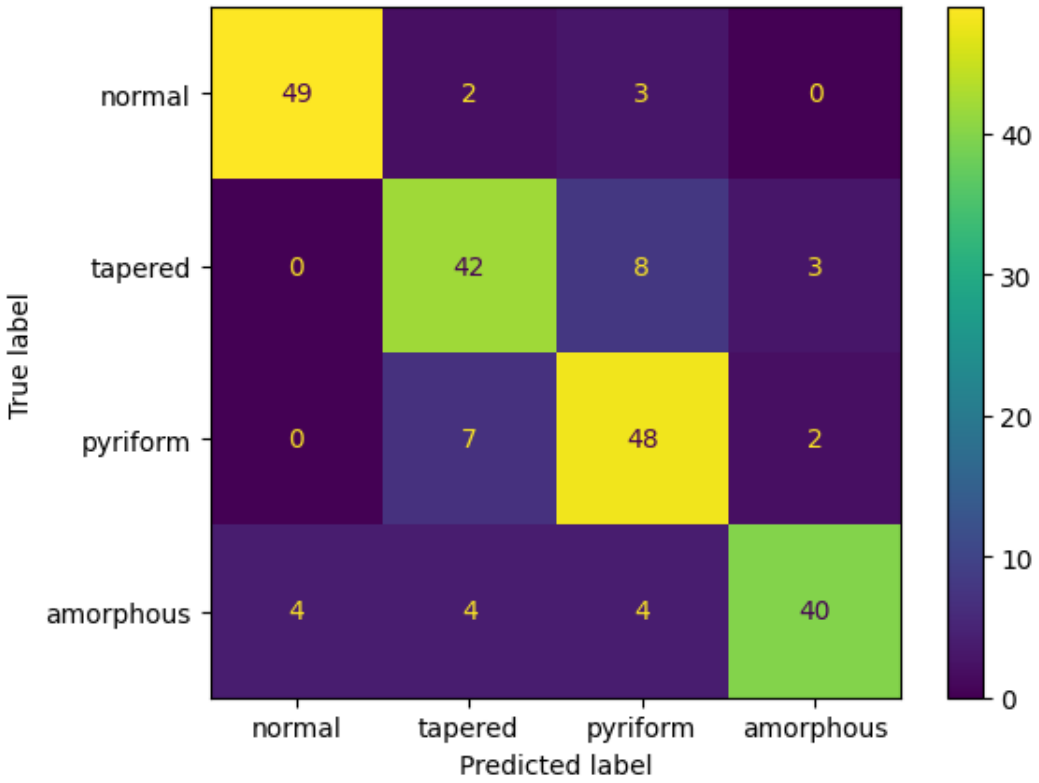
Şekil 5.11 HuSHeM orijinal veri seti en başarılı modelin karışıklık matrisi



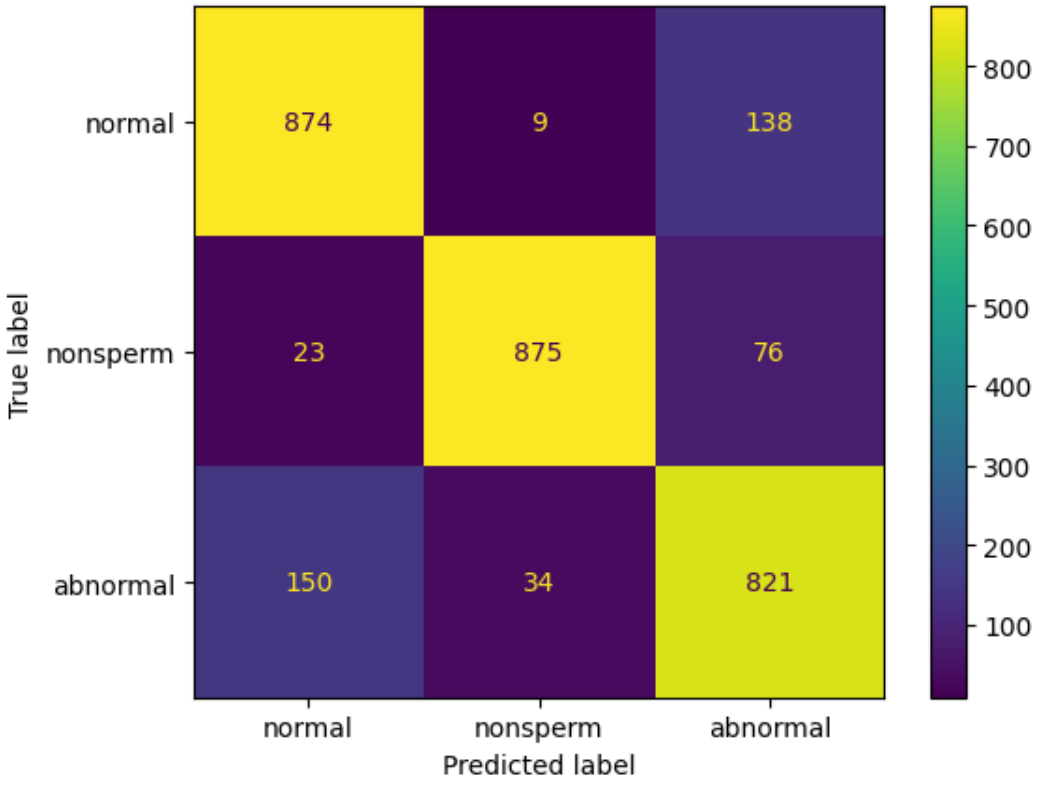
Şekil 5.12 HuSHeM 5 kat artırılmamış veri seti en başarılı modelin karışıklık matrisi



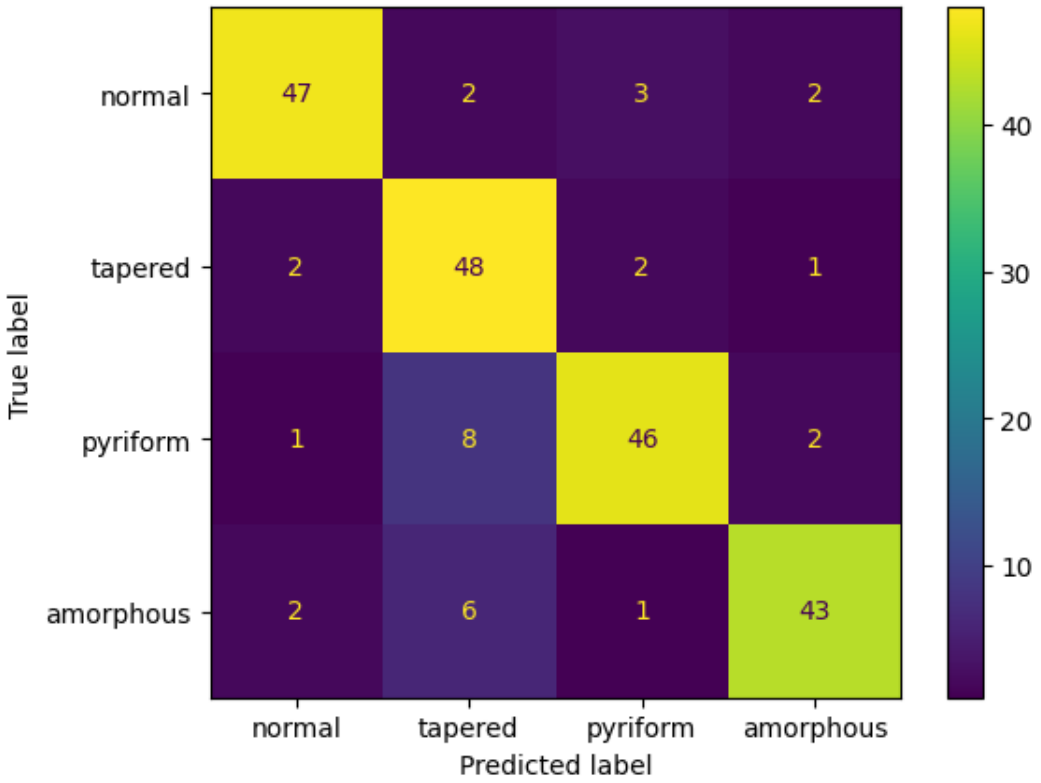
Şekil 5.13 HuSHeM 10 kat artırılmamış veri seti en başarılı modelin karışıklık matrisi



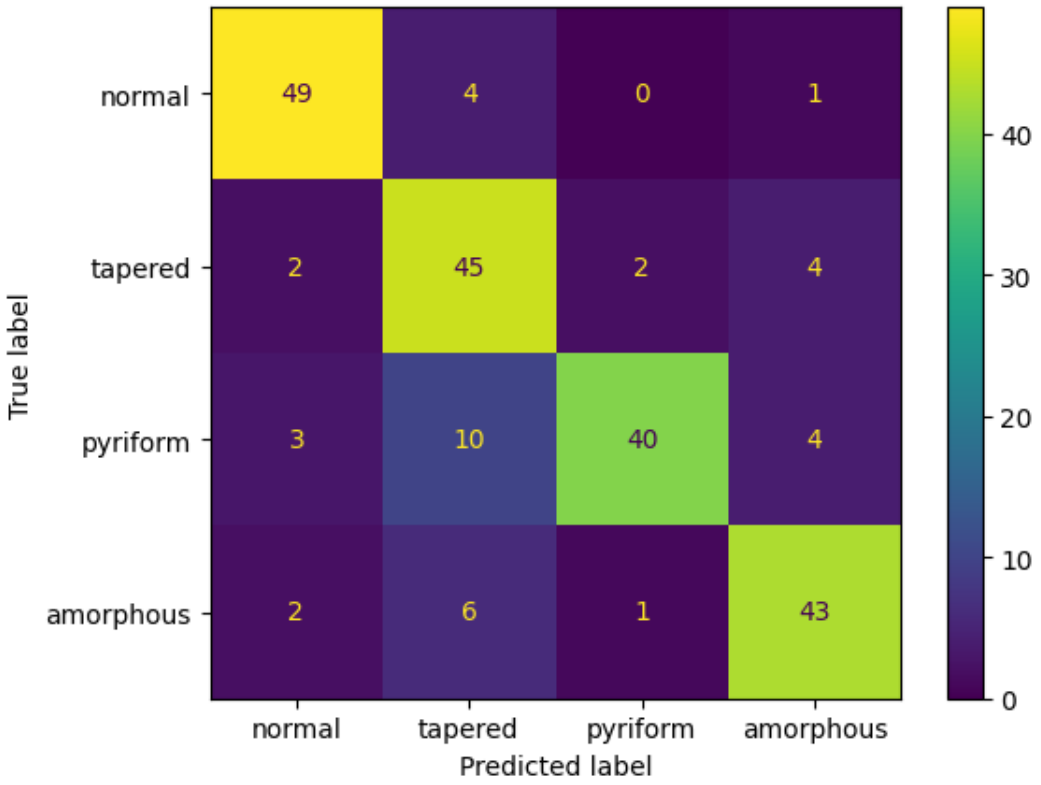
Şekil 5.14 HuSHeM 40 kat artırılmamış veri seti en başarılı modelin karışıklık matrisi



Şekil 5.15 SMIDS ile denenen en başarılı modelin karışıklık matrisi



Şekil 5.16 HuSHeM efficientnetb3 ile denenen en başarılı modelin karışıklık matrisi



Şekil 5.17 Uzamsal birleştirme ile oluşturulan veri setinde denenen karışıklık matrisi

6
SONUÇLAR VE GELECEK ÇALIŞMALAR

Gerçekleştirilen çalışma, çeşitli renk uzaylarının ve uzamsal birleşimlerin derin öğrenme sınıflandırma performansı üzerindeki etkileri hakkında önemli ipuçları sunmaktadır. RGB, LAB, HSV ve YCbCr renk uzayları kullanılarak yapılan sınıflandırma çalışmalarında, LAB renk uzayının %73,64 ile en yüksek başarım oranını sağladığı görülmüştür. Ayrıca, uzamsal birleşim ile elde edilen %74,32'lik başarım oranı, farklı renk uzaylarının kombinasyonunun daha zengin ve temsil gücü yüksek özellikler sağladığını, bu sayede sınıflandırma performansını artırdığını ortaya koymaktadır.

Siyam Sinir Ağları (SSA) kullanılarak yapılan sınıflandırma çalışmaları, özellikle düşük örneğe sahip veri setlerinde yüksek başarımlar elde edilmesini sağlamıştır. HuSHeM veri setinde, 5 kat artırılmış veri seti ile %89,92'lik en yüksek başarım oranı, RMSProp optimizasyon fonksiyonu ve 0.01 öğrenme oranı ile elde edilmiştir. Bu sonuç, veri artırma tekniklerinin, veri setinin temsiliyetini artırarak modelin öğrenme kapasitesini geliştirdiğini ve daha genelleştirilebilir modeller üretilmesini sağladığını göstermektedir. Ancak, 10 kat ve 40 kat artırılmış veri setlerinde başarı oranının düşmesi, SSA'nın belirli bir noktadan sonra veri artması halinde sınıflandırma başarım oranının artıramayabileceğini göstemektedir. Bu durum, veri artırma stratejilerinin dikkatlice optimize edilmesi gerektiğini ve her veri seti ve model için ideal bir artırma oranının belirlenmesinin önemli olduğunu ortaya koymaktadır.

SSA'nın düşük örneklemli veri setlerinde etkili olduğu, daha fazla veri ile performansının azaldığı görülmektedir. Bu, SSA'nın özellikle veri sayısının az olduğu durumlarda kullanışlı bir yöntem olduğunu ve veri setinin büyüklüğüne göre farklı stratejilerin uygulanması gerektiğini göstermektedir. Ayrıca, farklı optimizasyon fonksiyonlarının (RMSProp, Adamax, SGD) ve öğrenme oranlarının performans üzerindeki etkileri incelenmiş ve belirli parametrelerin belirli veri setleri için daha uygun olduğu görülmüştür. Bu, modelin hiperparametrelerinin dikkatlice ayarlanmasının, sınıflandırma performansını artırmak için kritik olduğunu ortaya

koymaktadır.

Gelecekteki çalışmalarda, farklı renk uzaylarının ve uzamsal birleşimlerin diğer derin öğrenme modelleri üzerindeki etkileri daha ayrıntılı incelenebilir. Ayrıca, veri artırma tekniklerinin optimizasyonu, farklı veri setleri ve problemler için nasıl genelleştirilebileceği üzerine daha derinlemesine çalışmalar yapılabilir. SSA'nın optimizasyonu, veri artırma stratejilerinin geliştirilmesi, farklı mimari varyasyonlar ve diğer derin öğrenme modelleriyle entegrasyon gibi konular üzerinde yoğunlaşarak, SSA'nın sınıflandırma performansını daha da artırabilir ve daha geniş kapsamlı uygulamalarda etkin bir şekilde kullanılmasını sağlayabilir. Bu çalışma, renk uzayları ile gerçekleştirilen ön işleme yöntemlerinin ve Siyam Sinir Ağlarının kullanımının derin öğrenme modellerinin performansını artırmada önemli rol oynayabileceğini göstermekte olup, bu bulguların daha geniş kapsamlı uygulamalarda nasıl optimize edilebileceği üzerine gelecekteki araştırmalara temel sağlamaktadır.

KAYNAKÇA

[1] W. H. Organization, *World health statistics 2010*. World Health Organization, 2010.

[2] I. Iqbal, G. Mustafa, J. Ma, "Deep learning-based morphological classification of human sperm heads," *Diagnostics*, vol. 10, no. 5, p. 325, 2020.

[3] K. S. Murray, A. James, J. B. McGeady, M. L. Reed, W. W. Kuang, A. K. Nangia, "The effect of the new 2010 world health organization criteria for semen analyses on male infertility," *Fertility and sterility*, vol. 98, no. 6, pp. 1428–1431, 2012.

[4] M. Cebeci, G. Serbes, H. O. Ilhan, "Investigating the effect of spatial fusion of different color spaces on deep learning-based sperm image classification performance," in *2023 8th International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)*, IEEE, 2023, pp. 1–6.

[5] S. T. Mortimer, G. Van der Horst, D. Mortimer, "The future of computer-aided sperm analysis," *Asian journal of andrology*, vol. 17, no. 4, p. 545, 2015.

[6] J. Talarczyk-Desole, A. Berger, G. Taszarek-Hauke, J. Hauke, L. Pawelczyk, P. Jedrzejczak, "Manual vs. computer-assisted sperm analysis: Can casa replace manual assessment of human semen in clinical practice?" *Ginekologia Polska*, vol. 88, no. 2, pp. 56–60, 2017.

[7] F. Shaker, S. A. Monadjemi, J. Alirezaie, A. R. Naghsh-Nilchi, "A dictionary learning approach for human sperm heads classification," *Computers in biology and medicine*, vol. 91, pp. 181–190, 2017.

[8] H. O. Ilhan, I. O. Sigirci, G. Serbes, N. Aydin, "The effect of nonlinear wavelet transform based de-noising in sperm abnormality classification," in *2018 3rd International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)*, IEEE, 2018, pp. 658–661.

[9] J. Riordon, C. McCallum, D. Sinton, "Deep learning for the classification of human sperm," *Computers in biology and medicine*, vol. 111, p. 103 342, 2019.

[10] H. Ilhan, G. Serbes, N. Aydin, "Automatic directional masking technique for better sperm morphology segmentation and classification analysis," *Electronics Letters*, vol. 55, no. 5, pp. 256–258, 2019.

[11] H. O. Ilhan, I. O. Sigirci, G. Serbes, N. Aydin, "A fully automated hybrid human sperm detection and classification system based on mobile-net and the performance comparison with conventional methods," *Medical & biological engineering & computing*, vol. 58, pp. 1047–1068, 2020.

[12] M. Yüzkat, H. O. Ilhan, N. Aydın, "Morphological classification of low quality sperm images using deep learning networks," in *2020 Medical Technologies Congress (TIPTEKNO)*, IEEE, 2020, pp. 1–4.

[13] H. O. Ilhan, G. Serbes, N. Aydin, "Automated sperm morphology analysis approach using a directional masking technique," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 122, p. 103 845, 2020.

[14] M. Yüzkat, H. O. Ilhan, N. Aydin, "Multi-model cnn fusion for sperm morphology analysis," *Computers in biology and medicine*, vol. 137, p. 104 790, 2021.

[15] H. O. Ilhan, G. Serbes, "Sperm morphology analysis by using the fusion of two-stage fine-tuned deep networks," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 71, p. 103 246, 2022.

[16] M. Yüzkat, H. O. İLHAN, N. Aydin, "Effects of color space transformations on classification performance of sperm morphology," *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, no. 29, pp. 70–75, 2021.

[17] S. N. Gowda, C. Yuan, "Colornet: Investigating the importance of color spaces for image classification," in *Computer Vision–ACCV 2018: 14th Asian Conference on Computer Vision, Perth, Australia, December 2–6, 2018, Revised Selected Papers, Part IV 14*, Springer, 2019, pp. 581–596.

[18] V. Chang, J. M. Saavedra, V. Castañeda, L. Sarabia, N. Hitschfeld, S. Härtel, "Gold-standard and improved framework for sperm head segmentation," *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 117, no. 2, pp. 225–237, 2014.

[19] K. Lakhwani, P. Murarka, N. Chauhan, "Color space transformation for visual enhancement of noisy color image," *International Journal of ICT and Management*, vol. 3, no. 2, pp. 9–13, 2015.

[20] J. Bromley, I. Guyon, Y. LeCun, E. Säckinger, R. Shah, "Signature verification using a" siamese" time delay neural network," *Advances in neural information processing systems*, vol. 6, 1993.

[21] S. Tummala, A. K. Suresh, "Few-shot learning using explainable siamese twin network for the automated classification of blood cells," *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 61, no. 6, pp. 1549–1563, 2023.

[22] A. Mehmood, M. Maqsood, M. Bashir, Y. Shuyuan, "A deep siamese convolution neural network for multi-class classification of alzheimer disease," *Brain sciences*, vol. 10, no. 2, p. 84, 2020.

[23] Y. Cheng, A. Wang, L. Wu, "A classification method for electronic components based on siamese network," *Sensors*, vol. 22, no. 17, p. 6478, 2022.

[24] A. Medela *et al.*, "Few shot learning in histopathological images: Reducing the need of labeled data on biological datasets," in *2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2019)*, IEEE, 2019, pp. 1860–1864.

[25] S. Tummala, "Deep learning framework using siamese neural network for diagnosis of autism from brain magnetic resonance imaging," in *2021 6th international conference for convergence in technology (i2ct)*, IEEE, 2021, pp. 1–5.

[26] G. Madhu, B. L. Bharadwaj, B. Rohit, K. S. Vardhan, S. Kautish, N. Pradeep, "Convolutional siamese networks for one-shot malaria parasite recognition in microscopic images," in *Demystifying Big Data, Machine Learning, and Deep Learning for Healthcare Analytics*, Elsevier, 2021, pp. 277–306.

[27] M. Shalaby, N. A. Belal, Y. Omar, "Data clustering improves siamese neural networks classification of parkinson's disease," *Complexity*, vol. 2021, no. 1, p. 3 112 771, 2021.

[28] Y. Lu, "Research on small sample apple defect classification method based on siamese network," in *2023 4th International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning (CVIDL)*, IEEE, 2023, pp. 489–493.

[29] S. Deepak, P. Ameer, "Brain tumour classification using siamese neural network and neighbourhood analysis in embedded feature space," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 31, no. 3, pp. 1655–1669, 2021.

[30] M. E. Vasconcellos *et al.*, "Siamese convolutional neural network for heartbeat classification using limited 12-lead ecg datasets," *Ieee Access*, vol. 11, pp. 5365–5376, 2023.

[31] E. M. Haacke *et al.*, "Imaging iron stores in the brain using magnetic resonance imaging," *Magnetic resonance imaging*, vol. 23, no. 1, pp. 1–25, 2005.

[32] T. M. Buzug, "Computed tomography," in *Springer handbook of medical technology*, Springer, 2011, pp. 311–342.

[33] F. W. Kremkau, "Your new paradigm for understanding and applying sonographic principles," *Journal of Diagnostic Medical Sonography*, vol. 35, no. 5, pp. 439–446, 2019.

[34] *Mayoclinic*. [Online]. Available: `https://www.mayoclinic.org/-/media/kcms/gbs/patient-consumer/images/` (visited on 01/07/2024).

[35] G. Muehllehner, J. S. Karp, "Positron emission tomography," *Physics in Medicine & Biology*, vol. 51, no. 13, R117, 2006.

[36] K. M. Wright *et al.*, "Analysis of the n gene hypersensitive response induced by a fluorescently tagged tobacco mosaic virus," *Plant physiology*, vol. 123, no. 4, pp. 1375–1386, 2000.

[37] *Nanoscience*. [Online]. Available: `https://www.nanoscience.com/techniques/scanning-electron-microscopy/` (visited on 01/07/2024).

[38] P. J. Goodhew, J. Humphreys, *Electron microscopy and analysis*. CRC press, 2000.

[39] P. P. Shinde, S. Shah, "A review of machine learning and deep learning applications," in *2018 Fourth international conference on computing communication control and automation (ICCUBEA)*, IEEE, 2018, pp. 1–6.

[40] Y. Baştanlar, M. Özuysal, "Introduction to machine learning," *miRNomics: MicroRNA biology and computational analysis*, pp. 105–128, 2014.

[41] L. Cadena, A. Zotin, F. Cadena, A. Korneeva, A. Legalov, B. Morales, "Noise reduction techniques for processing of medical images," in *Proceedings of the World Congress on Engineering*, vol. 1, 2017, pp. 5–9.

[42] R. Mayasari, N. Heryana, "Reduce noise in computed tomography image using adaptive gaussian filter," *arXiv preprint arXiv:1902.05985*, 2019.

[43] S. Hashemi, S. Kiani, N. Noroozi, M. E. Moghaddam, "An image contrast enhancement method based on genetic algorithm," *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, no. 13, pp. 1816–1824, 2010.

[44] *Medium$_m l_a lg$*. [Online]. Available: `https : / / medium . com / @sevgicann . kilic / makine - %C3 % B6 % C4 % 9Frenmesi - teknikleri-477b025348a7` (visited on 01/06/2024).

[45] Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton, "Deep learning," *nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015.

[46] M. I. Razzak, S. Naz, A. Zaib, "Deep learning for medical image processing: Overview, challenges and the future," *Classification in BioApps: Automation of decision making*, pp. 323–350, 2018.

[47] Ö. İnik, E. Ülker, "Derin öğrenme ve görüntü analizinde kullanılan derin öğrenme modelleri," *Gaziosmanpaşa Bilimsel Araştırma Dergisi*, vol. 6, no. 3, pp. 85–104, 2017.

[48] *V7labs*. [Online]. Available: `https : / / www . v7labs . com /` (visited on 01/06/2024).

[49] A. Arı, D. Hanbay, "Tumor detection in mr images of regional convolutional neural networks," *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, vol. 34, no. 3, pp. 1395–1408, 2019.

[50] K. Simonyan, A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," *arXiv preprint arXiv:1409.1556*, 2014.

[51] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," *Advances in neural information processing systems*, vol. 25, 2012.

[52] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.

[53] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 770–778.

[54] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, K. Q. Weinberger, "Densely connected convolutional networks," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, pp. 4700–4708.

[55] C. Szegedy *et al.*, "Going deeper with convolutions," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2015, pp. 1–9.

[56] A. Sherstinsky, "Fundamentals of recurrent neural network (rnn) and long short-term memory (lstm) network," *Physica D: Nonlinear Phenomena*, vol. 404, p. 132 306, 2020.

[57] K. Wang, C. Gou, Y. Duan, Y. Lin, X. Zheng, F.-Y. Wang, "Generative adversarial networks: Introduction and outlook," *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, vol. 4, no. 4, pp. 588–598, 2017.

[58] B. Tanoori, M. Zolghadri Jahromi, E. G. Mansoori, "Binding affinity prediction for binary drug–target interactions using semi-supervised transfer learning," *Journal of Computer-Aided Molecular Design*, vol. 35, pp. 883–900, 2021.

[59] F. Zhuang *et al.*, "A comprehensive survey on transfer learning," *Proceedings of the IEEE*, vol. 109, no. 1, pp. 43–76, 2020.

[60] H. Seo *et al.*, "Machine learning techniques for biomedical image segmentation: An overview of technical aspects and introduction to state-of-art applications," *Medical physics*, vol. 47, no. 5, e148–e167, 2020.

[61] H. O. Ilhan, G. Serbes, N. Aydin, "Decision and feature level fusion of deep features extracted from public covid-19 data-sets," *Applied Intelligence*, pp. 1–21, 2022.

[62] L. Cai, J. Gao, D. Zhao, "A review of the application of deep learning in medical image classification and segmentation," *Annals of translational medicine*, vol. 8, no. 11, 2020.

[63] W. Wang *et al.*, "Medical image classification using deep learning," *Deep learning in healthcare: paradigms and applications*, pp. 33–51, 2020.

[64] M. Tan, Q. Le, "Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks," in *International conference on machine learning*, PMLR, 2019, pp. 6105–6114.

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR

Konferans Bildirisi

1. CEBECİ, M., SERBES, G.,& İLHAN, H. O., (2023). Investigating the Effect of Spatial Fusion of Different Color Spaces on Deep Learning-Based Sperm Image Classification Performance Farkli Renk Uzaylarının Uzamsal Birleşiminin Derin Öğrenme Tabanlı Sperm Görüntü Sınıflandırma Performansına Etkisinin İncelenmesi. 8th International Conference on Computer Science and Engineering, UBMK 2023 (pp.521-525). Burdur, Turkey