T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

KAPSÜL AĞLAR İLE DERİN ÖĞRENME TABANLI ÇOK SINIFLI SPERM MORFOLOJİ ANALİZİ

Hossein MOHAMMADI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilgisayar Mühendisliği Programı

Danışman

Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN

Şubat, 2025

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

KAPSÜL AĞLAR İLE DERİN ÖĞRENME TABANLI ÇOK SINIFLI SPERM MORFOLOJİ ANALİZİ

Hossein MOHAMMADI tarafından hazırlanan tez çalışması 27.02.2025 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
Yıldız Teknik Üniversitesi
Danışman

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN, Danışman
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Dr. Öğr. Üyesi Görkem SERBES, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Prof. Dr. Nizamettin AYDIN, Üye
İstanbul Teknik Üniversitesi _____

Danışmanım Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN sorumluluğunda tarafımca hazırlanan "Kapsül Ağlar İle Derin Öğrenme Tabanlı Çok Sınıflı Sperm Morfoloji Analizi" 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.

Hossein MOHAMMADI

İmza

Bu çalışma, Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma kurumu (TÜBİTAK) ARDEB 1001 - 122E164 numaralı proje tarafından desteklenmiştir.

Hayatımın her anında yanımda olan, sevgili eşime

TEŞEKKÜR

Bu tezi hazırlama sürecimde desteklerini ve rehberliklerini esirgemeyen danışmanım Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN'a en içten teşekkürlerimi sunuyorum. Sağladığınız akademik rehberlik ve sabırlı yaklaşımınız sayesinde çalışmanın her aşamasında yolumu aydanlattı. Her zaman yanımda olan ve sevgileriyle bana güç veren aileme ve özellikle sabrı, anlayışı ve desteğiyle bu süreci benimle paylaşan eşime minnettarım.

Hossein MOHAMMADI

İÇİNDEKİLER

KISALTMA LİSTESİ viii

ŞEKİL LİSTESİ ix

TABLO LİSTESİ xi

ÖZET xiii

ABSTRACT xv

1 GİRİŞ 1

1.1 Literatür Özeti 1

1.2 Tezin Amacı 7

1.3 Özgün Katkı 7

2 SPERM MORFOLOJİ ANALİZİ 8

2.1 Sperm Morfolojisi 8

2.2 Manuel Analiz Yöntemi 8

2.3 Otomatik Analiz Yöntemi (CASA - Computer-Assisted Sperm Analysis) 10

3 KAPSÜL AĞ TABANLI SPERM MORFOLOJİ ANALİZİ 12

3.1 Çalışmada Kullanılan Veri Setleri 12

3.1.1 HuSHeM 12

3.1.2 Hi-LabSpermMorpho 13

3.2 Derin Öğrenme Yöntemleri 17

3.2.1 Evrişimsel Sinir Ağları 17

3.3 Kapsül Ağ Mimarileri 21

3.3.1 Temel Kapsül Ağ Mimarisi (CapsNet) 21

3.3.2 Geliştirilmiş Kapsül Ağ Mimarisi (FixCaps) 25

3.3.3 Önerilen Mimari (HiCapsNet) 26

3.4 Değerlendirme Metrikleri ve Analiz Yöntemleri 27

4 DENEYSEL SONUÇLAR VE ANALİZ 29

4.0.1 Genel Morfolojik Abnormalite Analizi 30
4.0.2 Kapsamlı Morfolojik Abnormalite Analizi 35

5 SONUÇ **50**

KAYNAKÇA **52**

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR **57**

KISALTMA LİSTESİ

ACGAN	Auxiliary Classifier GANs
Adamax	Adaptive Moment Estimation Maximum
CAM	Channel Attention Module
CASA	Computer Aided Sperm Analysis
CBAM	Convolutional Block Attention Module
CNN	Convolutional Neural Networks
ESA	Evrişimsel Sinir Ağı
GAN	Generative Adversarial Networks
HSB	Hue Saturation Brightness
HuSHeM	Human Sperm Head Morphology
LKC	Large-Kernel Convolution
RGB	Red Green Blue
RMSProp	Root Mean Square Propagation
SGD	Stochastic Gradient Descent
SAM	Channel Attention Module
SMIDS	Sperm Morphology Image Data Set
t-SNE	t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding
WHO	World Health Organization

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1 Sperm örneği. 8
Şekil 2.2 Sperm morfolojisine ait bozukluklarının şematik çizimleri. 9
Şekil 3.1 HuSHeM veri kümesine ait sperm örnek görüntüleri: (a) normal, (b) piriform, (c) konik, (d) amorf. 13
Şekil 3.2 BesLab yöntemi ile elde edilen DB3_v1 veri setinin sınıflarına ait sperm örnekleri. 15
Şekil 3.3 BesLab yöntemi ile elde edilen DB3_v2 veri setinin sınıflarına ait sperm örnekleri. 15
Şekil 3.4 DB3_v2 veri setinin sperm öneklerinin sınıf dağılımı. 16
Şekil 3.5 DB3_v1 veri setinin sperm örneklerinin sınıf dağılımı: (a)BesLab, (b) Histoplus, (c) GBL. 16
Şekil 3.6 ImageNet veri seti üzerinde EfficientNet ve diğer ESA mimarilerinin parametre sayıları ve doğruluk performanslarının karşılaştırması. 19
Şekil 3.7 Farklı ölçekleme yöntemlerine sahip modeller için sınıf aktivasyon haritası. 20
Şekil 3.8 EfficientNetV2 mimarisinde, eğitim sırasında görüntü boyutlarının kademeli olarak artırılmasıyla öğrenme zorluğu da artırılmış dolayısıyla genelleme performansının yükseltilmesi hedeflenmiştir. 20
Şekil 3.9 Kapsül ağ mimarilerinde kullanılan tersine görselleştirme tabanlı mekanizmanın temel bir örneği. 22
Şekil 3.10 MNIST veri seti için önerilmiş kapsül ağları mimarisi. 23
Şekil 3.11 FixCaps mimarinin ana bileşenleri: LKC, CBAM ve kapsül katmanları. 26
Şekil 3.12 HiCapsNet mimarisi: EfficientNet, CBAM ve kapsül katmanları ana bileşenleri oluşturur. 27
Şekil 4.1 HiCapsNet mimarisinin, Hi-LabSpermMorpho DB3_v2 veri setinin farklı boyama tekniklerine ait karışıklık matrisleri; A: Histoplus B: GBL C: BesLab. 33
Şekil 4.2 HiCapsNet ile DB3_v1_GBL veri setinde elden edilen en yüksek doğruluk oranına ait confusion matrix. 39

Şekil 4.3 HiCapsNet ile DB3_v1_Histoplus veri setinde elden edilen en yüksek doğruluk oranına ait confusion matrix. 40
Şekil 4.4 HiCapsNet ile DB3_v1_BesLab veri setinde elden edilen en yüksek doğruluk oranına ait confusion matrix. 41
Şekil 4.5 HiCapsNet modelinin doğru sınıflandırma durumunda dinamik yönlendirme algoritmasının anlaşma katsayılarının kapsül katmanları arasındaki bağlantıları. 42
Şekil 4.6 HiCapsNet modelinin yanlış sınıflandırma durumunda dinamik yönlendirme algoritmasının anlaşma katsayılarının kapsül katmanları arasındaki bağlantıları. 43
Şekil 4.7 FixCaps modelinin DB3_v1_BesLab veri seti için t-SNE yöntemi ile görselleştirilmiş sperm sınıflarına ait kapsül katmanı özellik uzayı 46
Şekil 4.8 HiCapsNet modelinin DB3_v1_BesLab veri seti için t-SNE yöntemi ile görselleştirilmiş sperm sınıflarına ait kapsül katmanı özellik uzayı 46
Şekil 4.9 HiCapsNet modelinin DB3_v1_GBL veri seti için t-SNE yöntemi ile görselleştirilmiş sperm sınıflarına ait kapsül katmanı özellik uzayı 47
Şekil 4.10 Dinamik yönlendirme algoritmasında, her iterasyonda değişen bağlantı değerleri (uyum olasılıkları). 48

TABLO LİSTESİ

Tablo 1.1 Sperm morfoloji sınıflandırma çalışmalarının veri kümelerine göre karşılaştırılması. 6
Tablo 3.1 HuSHeM veri kümesinin sperm örneklerinin sınıf dağılımı 13
Tablo 3.2 Boyama kitlerine göre toplam spem örnek sayısı. 13
Tablo 3.3 Dinamik yönlendirme algoritması 25
Tablo 4.1 HuSHeM veri seti üzerinde, HiCapsNet, FixCaps ve CapsNet modellerinin hiperparametrelerine bağlı olarak doğruluk oranlarının karşılaştırılması. 31
Tablo 4.2 HiCapsNet ve FixCaps modellerinin farklı hiperparametrelerine göre HuSHeM veri setinin 20x artırılmış veri setindeki doğruluk oranlarının karşılaştırılması. 32
Tablo 4.3 HiCapsNet mimarisinin, Hi-LabSpermMorpho DB3_v2_BesLab veri seti üzerinde elde ettiği performans metrikleri. 33
Tablo 4.4 HiCapsNet mimarisinin Hi-LabSpermMorpho DB3_v2_Histoplus veri seti üzerinde elde ettiği performans metrikleri. 34
Tablo 4.5 HiCapsNet mimarisinin Hi-LabSpermMorpho DB3_v2_GBL veri seti üzerinde elde ettiği performans metrikleri. 35
Tablo 4.6 HuSHeM sperm veri seti üzerinde yapılmış sperm morfoloji sınıflandırma çalışmalarının karşılaştırılması. 36
Tablo 4.7 Hi-LabSpermMorpho DB3_v1_BesLab veri seti üzerinde, HiCapsNet, FixCaps ve CapsNet modellerinin hiperparametrelerine bağlı olarak doğruluk oranlarının karşılaştırılması. 37
Tablo 4.8 Hi-LabSpermMorpho DB3_v1_Histoplus veri seti üzerinde, HiCapsNet, FixCaps ve CapsNet modellerinin hiperparametrelerine bağlı olarak doğruluk oranlarının karşılaştırılması. 38

Tablo 4.9 Hi-LabSpermMorpho DB3_v1_GBL veri seti üzerinde, HiCapsNet, FixCaps ve CapsNet modellerinin hiperparametrelerine bağlı olarak doğruluk oranlarının karşılaştırılması. 44
Tablo 4.10 HiCapsNet mimarisinin, Hi-LabSpermMorpho DB3_v1 veri setinin BesLab, Histoplus ve GBL boyama versiyonları üzerinde elde ettiği en yüksek doğruluk oranları. 44
Tablo 4.11 Hi-LabSpermMorpho veri seti üzerindeki yapılan çalışmalarda kullanılan yöntemlerin karşılaştırılması. 49

ÖZET

Kapsül Ağlar İle Derin Öğrenme Tabanlı Çok Sınıflı Sperm Morfoloji Analizi

Hossein MOHAMMADI

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Doç. Dr. Hamza Osman İLHAN

Dünya Sağlık Örgütü'ne göre her altı kişiden biri kısırlıktan etkilenmektedir. Kısırlık, bir yıllık korunmasız cinsel ilişki neticesinde hamile kalamama durumu olarak tanımlanmaktadır. Kısırlık problemleri erkek ve kadın faktörlerine bağlı olarak oluşabilmektedir. Erkek faktörlü kısırlığın tanısında en önemli faktörlerden biri sperm morfolojisi olarak kabul edilmektedir. Sperm hücre morfoloji analizleri laboratuvar ortamında belirli koşullar altında manuel olarak yapılabileceği gibi bilgisayar destekli sperm analiz sistemleri kullanarak da yapılabilmektedir. Spermin morfolojik analizini, yoğunluğunu ve karakteristik hareketini inceleyen Spermiyogram testi manuel olarak yapıldığında hem uzmanın tecrübesine bağlı hem de oldukça zaman alıcı ve maliyetli olması nedeni ile bilgisayar destekli sistemler ve bu sistemlerin başarılarını arttıracak derin öğrenme uygulamaları kullanılmaya başlanmıştır.

Bu tez çalışması kapsamında derin öğrenme yöntemlerinden biri olan kapsül sinir ağlarının sperm görüntüleri üzerindeki sınıflandırma başarıları karşılaştırılmıştır. Bununla birlikte, bu tez çalışmasında, sperm morfoloji analizinde kapsül ağlarının performansını artırmak ve daha güçlü sonuçlar elde etmek amacıyla HiCapsNet adında yeni bir derin öğrenme modeli önerilmiştir. HiCapsNet mimarisi, evrişimsel sinir ağı olan EfficientNet yöntemi ile iyileştirilmiş kapsül ağ modellerinden oluşmaktadır.

Bu tez çalışmasında yapılan deneylerde HiCapsNet mimarisinin, hem açık kaynak olan ve literatürde birçok derin öğrenme tabanlı sperm morfoloji analizi çalışmalarında kullanılan HuSHeM sperm veri seti üzerinde hem de literatüre yeni

kazandırılmış ve Dünya Sağlık Örgütü tarafından belirlenen tüm anormal sperm sınıflarını içerisinde barındırarak daha kapsamlı morfolojik analiz yapılabilmesine olanak sunan Hi-LabSpermMorpho sperm veri setinde önemli ölçüde katkı sağladığı gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Sperm morfoloji analizi, kapsül ağları, derin öğrenme, bilgisayar destekli sperm analizi

ABSTRACT

Deep Learning Based Multiclass Sperm Morphology Analysis With Capsule Networks

Hossein MOHAMMADI

Department of Computer Engineering
Master of Science Thesis

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Hamza Osman ILHAN

According to the World Health Organization, one in six individuals is affected by infertility. Infertility is defined as the inability to conceive after one year of unprotected sexual intercourse. Both men and women play a role in infertility. In diagnosing male infertility, one of the most critical factors is considered to be sperm morphology. The analysis of sperm cell morphology can be conducted manually under specific conditions in a laboratory environment or using computer-aided sperm analysis systems. The spermogram test, which examines the morphological analysis, density, and characteristic motility of sperm, is highly dependent on the expertise of the specialist when performed manually. Moreover, it is also time-consuming and costly. For these reasons, computer-aided systems and deep learning applications that enhance the accuracy of these systems have started to be utilized.

In this study, different deep learning methods were analyzed and compared on the Hi-LabSpermMorpho sperm dataset, which is novel in the literature and includes all abnormal sperm classes defined by the World Health Organization, enabling more comprehensive morphological analysis. Within this scope, the classification performances of capsule neural networks on sperm images were evaluated. Furthermore, a new convolutional neural network model, named HiCapsNet, was proposed to achieve more robust results in sperm morphology analysis and improve the performance of capsule networks. The HiCapsNet architecture consists of enhanced capsule network models built upon an EfficientNet backbone, which is a convolutional neural network. Experimental studies conducted

within this study demonstrate that the HiCapsNet architecture provides significant contributions on both widely used, publicly available dataset called HuSHeM and the novel Hi-LabSpermMorpho sperm images.

Keywords: Sperm morphology analysis, capsule networks, deep learning.

1
GİRİŞ

1.1 Literatür Özeti

Kısırlık dünyada süregelen yaygın bir sağlık problemi olup birçok insanı etkilemektedir. Kısırlık sorununun etkileri gerek aileleri gerekse toplumu kapsamaktadır. Kısırlık; erkekten, kadından veya nedeni bilinmeyen bir faktörden kaynaklanabilmektedir. Yapılan araştırmalar çiftler arasındaki kısırlığın üçte birinde erkek faktörünün olduğunu göstermektedir [1]. Sperm analizi erkek kaynaklı kısırlık teşhisi için gerçekleştirilmektedir [2]. Sperm analizinde spermin konsantrasyonu, hareketlilik özellikleri ve morfolojik anormallikleri değerlendirilmektedir. Sperm morfoloji analizi manuel yapılabilmektedir. Ancak manuel yöntem zaman alıcıdır ve sonuçlar gözlemcinin deneyimine bağlı olarak farklılık gösterebilmektedir [3]. Bu nedenle, sperm analizini standardize etmek ve daha tutarlı sonuçlar elde etmek amacıyla Bilgisayar Destekli Sperm Analizi (CASA) sistemleri geliştirilmiştir. CASA sistemleri, gözlemciler arası sonuç değişkenliğini ortadan kaldırarak daha objektif sonuçlar verebilmektedir. Ek olarak CASA sistemleri, manuel analize göre daha kapsamlı analiz ve tekrar üretilebilir sonuçlar elde edilebilmesine olanak tanımaktadır. Ancak, CASA sistemleri yüksek maliyetli cihazlar olup bu sistemlerin etkin bir şekilde kullanılabilmesi için alanında uzman kişilerin yetiştirilmesi gerekmektedir [4]. Yapılan çalışmalara göre, CASA sistemlerine alternatif veya tamamlayıcı olarak makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemlerinin sperm analizi süreçlerinde kullanılabileceği gösterilmektedir [5].

Makine öğrenimi ve derin öğrenme yöntemleri biyomedikal görüntülerin incelenmesinde, özellikle sperm görüntülerinin analizinde önemli başarılar elde etmiştir [6, 7]. Ancak derin öğrenme modellerinin tutarlı ve yüksek performans gösterebilmeleri için çok sayıda kaliteli sperm görüntü örneğine ihtiyaç vardır [8, 9]. Literatürde kullanılan sperm veri setlerindeki sperm örnek sayısının yetersizliği, kaliteli sperm görüntülerinin eksikliği ve sperm sınıflarına ait örneklerin dengesiz dağılımı, derin öğrenme modellerinde aşırı öğrenme (overfitting) veya öğrenememe (underfitting) gibi sorunlara yol açmaktadır. Bununla birlikte, sperm görüntülerinde

sperm hücresinin yanı sıra hücresel kalıntılar, hava kabarcıkları veya diğer partiküllerin varlığı, görüntüde gürültü oluşturarak modelin yanlış sınıflandırma yapmasına neden olabilmektedir.

Günümüzde hızla gelişen yapay zekanın birçok alanda olduğu gibi, otomatik sperm morfoloji analizi süreçlerinde kullanımında da önemli ilerlemeler elde edilmiştir [10–14]. Sperm morfoloji analizi, erkek bireyin kısırlık tanısında kritik bir öneme sahiptir [15]. Ancak analiz sürecindeki insan müdahalesini en aza indirgeyerek daha objektif ve güvenilir sonuçlar elde edebilmek için otomatik sistemlerin geliştirilmesi gerekmektedir. Manuel analiz yönteminin ve CASA sistemlerinin sınırlarını aşmak için, sperm morfoloji analizinde subjektif değerlendirmeler, sperm görüntülerindeki tutarsızlıklar ve gürültü gibi sorunlara karşı çeşitli makine öğrenimi yöntemleri ve derin öğrenme teknikleri uygulanmıştır. Derin öğrenme yöntemleri yardımıyla daha doğru ve tutarlı sonuçlar elde edilmesini sağlayarak analiz süreçlerinin otomatikleştirilip standardize edilmesi hedeflenmektedir.

Makine öğrenmesi veya derin öğrenme yöntemlerinin en temel ihtiyaçları olan veri setlerinin kaliteli örnek içermesi ve geniş sınıf yelpazesine hitap etmesi kritik öneme sahiptir. Sperm morfoloji analizinde sperm veri setinin sınıflarında yeterli sperm örnek sayısının bulunması derin öğrenme yöntemlerinin genelleme yeteneğini ve güvenilir sonuçlar üretmesini oldukça etkilemektedir. Literatürde derin öğrenme modelleri için hazırlanmış birçok açık kaynak sperm veri seti bulunmaktadır.

F. Ghasemian vd. [16] tarafından insan sperm morfolojisinin otomatik analizi için geliştirilmiş yöntem HSMA-DS (Human Sperm Morphology Analysis Dataset) adlı bir veri seti üzerinde test edilmiştir. HSMA-DS veri seti 235 farklı hastadan elde edilen toplam 1457 sperm görüntüsü içermektedir. HSMA-DS; sperm başı, orta parça ve kuyruk gibi sperm bileşenlerinin morfolojik anormalliklerinin tespiti için kullanılmıştır. Geliştirilen bu yöntem, sperm görüntüleri içerisindeki gürültüleri ortadan kaldırmayı ve sperm görüntüsünün bileşenlerini belirlemeyi amaçlamaktadır. Önerilen metodun, sperm normalliğini belirlemede %90 doğruluk oranıyla yüksek bir performans sergilediği gözlemlenmiştir.

Bir diğer çalışmada, F. Shaker vd. [10] tarafından insan sperm başı morfolojisi sınıflandırması için makine öğrenimi tabanlı bir yöntem geliştirilmiştir. Bu çalışma kapsamında, HuSHeM (Human Sperm Head Morphology) veri seti tanıtılmıştır. Önerilen yöntem, HuSHeM veri seti içerisinde bulunan dört ana sperm başı morfolojisinin sınıflandırılmasına yönelik olarak tasarlanmıştır. Bu yöntem, HuSHeM veri seti üzerinde yapılan testlerde %92.2 doğruluk oranıyla sperm görüntülerini sınıflandırmada başarılı bir performans göstermiştir.

Bir diğer açık kaynak sperm veri seti olan SMIDS (Sperm Morphology Image Data Set), İlhan vd. [13] tarafından derin öğrenme tabanlı otomatik sperm analiz sistemi ile geleneksel yöntemlerin karşılaştırılması için tanıtılmıştır. SMIDS veri seti normal sperm, anormal sperm ve sperm olmayan örnekler olmak üzere 3 farklı sınıftan toplamda 3000 sperm örneğinden oluşmaktadır. Çalışma kapsamında SMIDS veri setinin sınıflar arasındaki dengesizliğinin giderilmesi ve derin öğrenme modellerinin genelleme yeteneğini artırmak amacıyla ölçeklendirme, kırpma ve döndürme gibi temel veri artırma işlemleri uygulanmıştır. Önerilen yöntem normal ve anormal sperm görüntülerinin segmentasyonu ve daha sonra sınıflandırması olarak iki aşamadan oluşmaktadır. Geleneksel yöntemler arasında dalgacık dönüşümü (wavelet transform) ve tanımlayıcı (descriptor) tabanlı öznitelik çıkarımı yöntemleri ile Destek Vektör Makineleri (SVM) kullanılarak sırasıyla %80,5 ve %83,8 doğruluk oranları elde edilmiştir. Derin öğrenme yöntemi olan Mobile-Net ise %87 doğruluk ile en yüksek performansı göstermiştir.

Birçok sperm morfoloji sınıflandırması çalışmalarında kullanılan SCIAN-MorphoSpermGS sperm veri seti Chang vd. tarafından geliştirilmiştir [11]. SCIAN-MorphoSpermGS veri seti; normal, konik, piriform, küçük ve amorf olmak üzere 5 farklı sınıftan toplam 1854 sperm görüntüsünden oluşmaktadır. Çalışma kapsamında SCIAN-MorphoSpermGS veri seti üzerinde K-en Yakın Komşu [17], Karar Ağaçları [18], Destek Vektör Makineleri [19] ve Naive Bayes [20] gibi çeşitli denetimli sınıflandırma yöntemlerinin performansları değerlendirilmiştir.

İnsan sperm morfolojisinin otomatik değerlendirilmesi için MHSMA (Modified Human Sperm Morphology Analysis) veri seti kullanılarak, Javadi vd. [21] tarafından yeni bir derin öğrenme yöntemi önerilmiştir. MHSMA veri seti, 235 farklı hastadan elde edilen toplam 1540 sperm görüntüsünden oluşmaktadır. Bu veri seti, akrozom, baş, vakuol ve kuyruk bozukluklarını içeren beş farklı sperm morfoloji sınıfını kapsamaktadır. MHSMA veri seti üzerinde, çeşitli makine öğrenimi yöntemleri uygulanarak sperm morfoloji analizi gerçekleştirilmiştir.

Literatürde sperm morfolojisinin otomatik analizi için derin öğrenme yöntemleri üzerine yapılan çalışmalarda İlhan vd. [12] tarafından, iki aşamalı bir derin öğrenme modeli önerilmiştir. Bu çalışmada, önceden ImageNet [22] veri seti üzerinde eğitilmiş GoogleNet [23] ve VGG-16 [24] ağları, SMIDS [13], HuSHeM [10] ve SCIAN-Morpho [11] kullanılarak sınıflandırma için optimize edilmiştir. SMIDS veri seti, diğer iki veri setindeki modellerin performansını artırmak amacıyla ek bir kaynak olarak kullanılmıştır. Bu yöntemle SMIDS, HuSHeM ve SCIAN-Morpho veri setleri için sırasıyla %90,87, %92,1 ve %73,2 doğruluk değerleri elde edilmiştir. Çalışma, manuel müdahaleleri, örneğin görüntü kırpma

veya döndürme aşamasını ortadan kaldırarak tam otomatik bir sistem sunmuş ve diğer yöntemlere kıyasla daha güvenilir bir çözüm ortaya koymuştur.

Yapılan çalışmalarda kullanılan açık kaynak sperm veri setlerinde, özellikle anormal sperm sınıflarına ait örnek sayısının oldukça düşük olduğu ve sınıflar arasında ciddi bir dengesizlik bulunduğu gözlemlenmiştir. Bu durum, analiz süreçlerinde model performansını olumsuz etkileyen önemli bir sorun olarak ortaya çıkmaktadır. Dengesiz veri seti sorunlarına odaklanan derin öğrenme tabanlı bir diğer sınıflandırma çalışması Jabbari vd.[25] tarafından gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada, dengesiz veri setlerinden kaynaklanan düşük sınıflandırma performansı ele alınmıştır. Jabbari vd. tarafından insan sperm başı görüntülerinin analizi için kapsül ağları [26] ve üretici çekişmeli ağları [27] birleştiren yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Çalışmada önerilen Koşullu Üretici Çekişmeli Kapsül Ağı modeli, dengesiz veri kümelerinde sınıflandırma performansını artırmak için hem gerçek hem de yapay görüntülerden yararlanmıştır. Önerilen mimari, HuSHeM veri seti üzerinde gerçek ve yapay görüntülerden oluşan dengeli sınıflandırmada %97,8 doğruluk oranı elde edilmiştir. Bunun yanı sıra, azınlık/çoğunluk oranı 1:30 olarak dengesiz sınıflandırma senaryosunda ise yaklaşık %80 sınıflandırma doğruluğu ile sonuçlanmıştır. Bu sonuçlara göre, yöntemin hem dengeli hem de dengesiz veri setleri üzerinde etkili bir performans sergilediği göstermektedir. Kapsül ağlarını sperm morfolojisi analizi için ele alan başka bir çalışma ise Şen vd.[28] tarafından gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada Modified Human Sperm Morphology Analysis (MHSMA) [21] veri seti kullanılmıştır. Çalışma kapsamında, MHSMA veri seti örneklerin düşük sayıda olması ve dengesiz dağılmasına karşı veri artırma işlemi uygulanmış ve %73 doğruluk oranı ile sonuçlanmıştır.

Derin öğrenme modelleri kullanarak sperm görüntüleri üzerinde sınıflandırma çalışmalarında modelin performansını etkileyebilecek önemli etkenlerden biri ise görüntünün sahip olduğu renk uzayıdır [29]. Renk uzayı, modelin özellik çıkarımı ve sınıflandırma süreçlerini doğrudan etkileyebileceği için uygun renk uzayı seçimi sınıflandırma başarısını artırabilir [30]. Yuzkat vd.[31] tarafından derin öğrenme tabanlı sperm morfolojisi analizinde sperm görüntülerinin renk uzayının sınıflandırma performansına etkisi incelenmiştir. Bu çalışmada, farklı renk uzaylarının derin öğrenme modelinin performansına olan etkisi değerlendirilmiş ve önemli bulgular ortaya konulmuştur. Deneyde SMIDS, HuSHeM ve SCIAN-Morpho olarak üç farklı sperm morfolojisi veri seti kullanılmıştır. Veri yetersizliği ve sınıflar arasındaki örneklerin dengesiz dağılımı sebebiyle her üç veri seti üzerinde veri artırma işlemi uygulanmıştır. Bu çalışmada en çok bilinen renk uzayı olan LAB ve HSB formatlarının RGB formatı ile karşılaştırılmıştır. Model olarak MobilV2[32] eğitilip renk uzayları arasında performans karşılaştırması

yapılmıştır. LAB ve HSV renk uzaylarında görüntülerin sınıflandırılması, aynı koşullar altında eğitilmiş RGB görüntülerinden daha iyi sonuçlar verdiği vurgulanmıştır.

Spencer vd. tarafından derin öğrenme tabanlı ensemble (topluluk) öğrenme yönteminin [33] performansları araştırılmıştır [34]. Çalışma kapsamında VGG16 [24], VGG19 [24], geliştirilmiş ResNet-34 [35] ve DenseNet-161 [36] olmak üzere 4 farklı ESA mimarisi, topluluk öğrenimi yöntemi ile HuSHeM ve SCIAN-MorphoSpermGS veri setlerinde performansları değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre topluluk öğrenme yöntemi sperm morfolojisi analizinde HuSHeM ve SCIAN-MorphoSpermGS veri setleri için sırasıyla %98,2 ve %63,3 doğruluk oranı sağlamıştır.

Sperm morfoloji sınıflandırmasında topluluk öğrenme metodunu kullanan başka bir çalışma Yuzkat vd. tarafından HuSHeM, SCIAN-Morpho ve SMIDS veri setleri kullanılarak yapılmıştır [37]. Topluluk öğrenme yönteminde 6 farklı ESA tabanlı mimari kullanılmıştır. Ayrıca topluluk öğrenme yönteminin sonuçları iki farklı oylama tekniği çoğunluğa dayalı (hard) [38] ve olasılığa dayalı (soft) [39] teknikler ile elde edilmiştir. Deney HuSHeM, SCIAN-Morpho ve SMIDS veri setleri için sırasıyla %85,18, %71,91 ve %90,73 doğruluk oranları ile sonuçlanmıştır.

Aktas vd. tarafından sperm morfoloji sınıflandırma çalışmasında 5 farklı ESA tabanlı yöntem ile 3 farklı görü dönüştürücü (vision transformer) [42] tabanlı yöntemlerin performansları karşılaştırılmıştır [43]. Çalışma boyunca derin öğrenme yöntemlerinin performansını etkileyen sınıf dengesizliği ve düşük çözünürlük içeren HuSHeM, SCIAN-Morpho ve SMIDS veri setleri kullanılmıştır. Derin öğrenme modelleri, döndürme, çevirme yöntemleri gibi geleneksel veri artırma teknikleriyle 5 kat çapraz doğrulama kullanılarak eğitilmiştir. Elde edilen modellerin sonuçları t-test yöntemi ile karşılaştırılarak analiz yapılmıştır. Buna göre görü dönüştürücü tabanlı olan ViT-L16 modeli 12 galibiyet, 9 beraberlik ve 0 yenilgi ile diğer tüm modellere göre üstünlük göstermiştir.

Tortumlu vd. tarafından sperm morfoloji analizi için yapılan çalışmada mobil tabanlı ESA yöntemleri analiz edilmiştir [40]. Çalışma kapsamında, HuSHeM, SMIDS ve SCIAN-Morpho veri setleri kullanılarak MobileNet V1 ve V2 mimarilerinin [32, 44] performansları analiz edilmiştir. HuSHeM veri seti için MobileNet-V2 mimarisi %77 doğruluk oranı ile en iyi sonucu verirken, SMIDS ve SCIAN-Morpho veri setleri için sırasıyla %88 ve %67 doğruluk oranı ile MobileNet-V1 daha üstün performans göstermiştir.

Derin öğrenme tabanlı sperm morfoloji analizinde daha kapsamlı morfolojik analize

olanak sunan Hi-LabSpermMorpho sperm veri seti Aktas vd. tarafından tanıtılmıştır [41]. Çalışmada, uzmanlar tarafından Dünya Sağlık Örgütü'nün kriterlerine göre BesLab, Histoplus ve GBL olmak üzere üç farklı Diff-Quick boyama yöntemiyle 49.345 sperm görüntüsü elde edilmiş ve 18 farklı anormallik sınıfı belirlenmiştir. Çalışma kapsamında, Hi-LabSpermMorpho sperm veri seti üzerinde toplamda 35 farklı ESA modeli eğitilmiş ve modellerin sonuçları farklı boyama tekniklerine göre değerlendirilmiştir. Yapılan deneylere göre en yüksek doğruluk oranı %67,42 ile EfficientNetV2-Medium modeli ve Histoplus boyama yöntemi kullanılarak elde edilmiştir.

Tablo 1.1 Sperm morfoloji sınıflandırma çalışmalarının veri kümelerine göre karşılaştırılması.

Veri Kümesi	Çalışma	Yöntem	Doğruluk (%)
HSMA-DS	Ghasemian vd. [8]	Görüntü İşleme Metotları, Gürültü Azaltma, Bileşen Belirleme	90
HuSHeM	Shaker vd. [10]	Manuel Sperm Başını Döndürme, Renk Uzayı Dönüştürme, Sözlük Öğrenme	92.2
	Tortumlu vd. [40]	CNN ile Öğrenme Aktarması	77
	Yuzkat vd. [37]	Veri Artırma, CNN ile Öğrenme Aktarması, Karar Seviyesi Füzyonu	85.18
	Spencer vd. [34]	Veri Artırma, VGG16, VGG19, Resnet-34 ve DenseNet-161 + Meta Sınıflandırıcı	98.2
	Jabbari vd. [25]	Veri Artırma, Koşullu Üretici Çekişmeli Kapsül Ağı	97.8 80 (Dengesiz)
SMIDS	Tortumlu vd. [40]	CNN ile Öğrenme Aktarması	88
	İlhan vd. [13]	Veri Artırma, MobileNet ile Sınıflandırma, Geleneksel Yöntemler (SVM, Wavelet)	87 (CNN) 80.5 (WT) 83.8 (SVM)
	Yuzkat vd. [37]	Veri Artırma, CNN ile Öğrenme Aktarması, Karar Seviyesi Füzyonu	90.73
	İlhan vd. [12]	Veri Artırma, VGG16 ve GoogleNet Kullanarak Oğrenme Aktarması, Karar Seviyesi Füzyonu	90.87
SCIAN-Morpho	Tortumlu vd. [40]	CNN ile Öğrenme Aktarması	67
	Yuzkat vd. [37]	Veri Artırma, CNN ile Öğrenme Aktarması, Karar Seviyesi Füzyonu	71.91
	İlhan vd. [12]	Veri Artırma, VGG16 ve GoogleNet Kullanarak Oğrenme Aktarması, Karar Seviyesi Füzyonu	73.2
	Spencer vd. [34]	Veri Arttırma, VGG16, VGG19, Resnet-34 ve DenseNet-161 + Meta Sınıflandırıcı	63.3
MHSMA	Şen vd. [28]	Veri Artırma + Kapsül Ağlar	73
Hi-LabSpermMorpho	Aktaş vd. [41]	Veri Artırma, CNN ve Dönüştürücüler ile Öğrenme Aktarması	67.42

1.2 Tezin Amacı

Erkek faktörlü kısırlık teşhisinde en önemli adımlardan biri, spermin morfolojik açıdan analiz edilmesidir. Bu tez çalışması, manuel yaklaşımların zorluklarını ve subjektif sonuçlarını gidermek amacıyla, doğru ve tutarlı sonuçlar sunan otomatik bir sperm morfoloji analiz sistemi oluşturulmasını amaçlamaktadır. Bu tez çalışması, derin öğrenme yaklaşımlarından biri olan kapsül ağlarının sperm görüntülerindeki performanslarını analiz etmektedir.

Çalışma, farklı yaklaşımlar arasında analiz ve değerlendirme yapabilmek için modellerin doğruluğu, hassasiyeti ve F1 skorları olmak üzere çeşitli metrikler kullanılarak modellerin avantajlarını ve sınırlamalarını ortaya koymaktadır.

Son olarak çalışma, evrişimli yapay sinir ağları ile kapsül ağlarının birleşimi yeni bir model geliştirerek, sperm görüntülerinin dengesiz dağıldığı veri setlerinde veri artırma işlemine ihtiyaç duymadan daha tutarlı sonuçlar elde etmeyi başarmıştır. Geliştirilen yeni yöntem ile sperm morfoloji analizinde derin öğrenme modellerinin kullanımında daha tutarlı ve güvenilir sonuçlar elde edilmesine odaklanmıştır.

1.3 Özgün Katkı

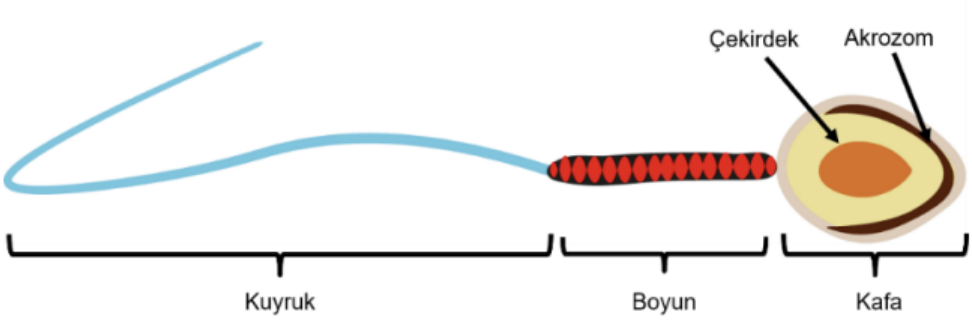
İnsan sperm morfoloji analizinde kullanılan açık kaynak veri setlerinin yetersiz sperm görüntü sayısı ve sınıf çeşitliliğinin azlığı, derin öğrenme modellerinin güvenilir sonuçlar elde etmesini zorlaştırmaktadır.

Bu tez çalışmasında, sperm morfoloji analizinde kapsül ağlarının sperm görüntü veri setleri üzerinde performansları araştırılmıştır. Ayrıca kapsül ağlarının performansını artırmak amacıyla HiCapsNet adı verilen yeni bir mimari geliştirilmiştir. HiCapsNet, literatürde yeni önerilen Hi-LabSpermMorpho sperm veri setinin yüksek sınıf çeşitliliği ve sınıf dengesizliğine rağmen birçok ESA modeline kıyasla daha yüksek performans sergilediği gözlemlenmiştir.

2
SPERM MORFOLOJİ ANALİZİ

2.1 Sperm Morfolojisi

Sperm morfoloji, erkek hücresi olan bir spermin şeklini, büyüklüğünü ve görünümünün özelliklerini ifade etmektedir. Bu özellikler spermin başı, orta parçası ve kuyruğunun yapısal durumunu kapsamaktadır. Kısırlık sperm morfolojisi, hareketliliği ve yoğunluğu kapsamındaki ölçümlere bağlıdır. Araştırmalara göre, sperm morfolojisinde kısırlığa yol açan en etkin unsurun spermin baş kısmının bozulma olduğu gösterilmektedir. Şekil 2.1'de gösterildiği gibi sperm hücresi baş, orta parça ve kuyruk olmak üzere üç ana bölümden oluşmaktadır [45]. Başın kendisi ayrıca akrozom ve çekirdeğe bölünmüştür. Bu üç parçanın her birinin morfolojik olarak normal kabul edilebilmesi için Dünya Sağlık Örgütü'ne göre belirli özelliklere sahip olması gerekmektedir. Belirlenen özelliklere uymayan spermler anormal kabul edilmektedir. Anormal spermler baş, orta parça, kuyruk ve akrozom olmak üzere dört ana kategoride incelenmektedir. Bu ana kategoriler ayrıca kendi içerisinde farklı alt sınıflara ayrılmaktadır. Şekil 2.2, bozulma kategorilerine ait tüm anormal sperm örnekleri görsel olarak sunmaktadır [46].



Şekil 2.1 Sperm örneği.

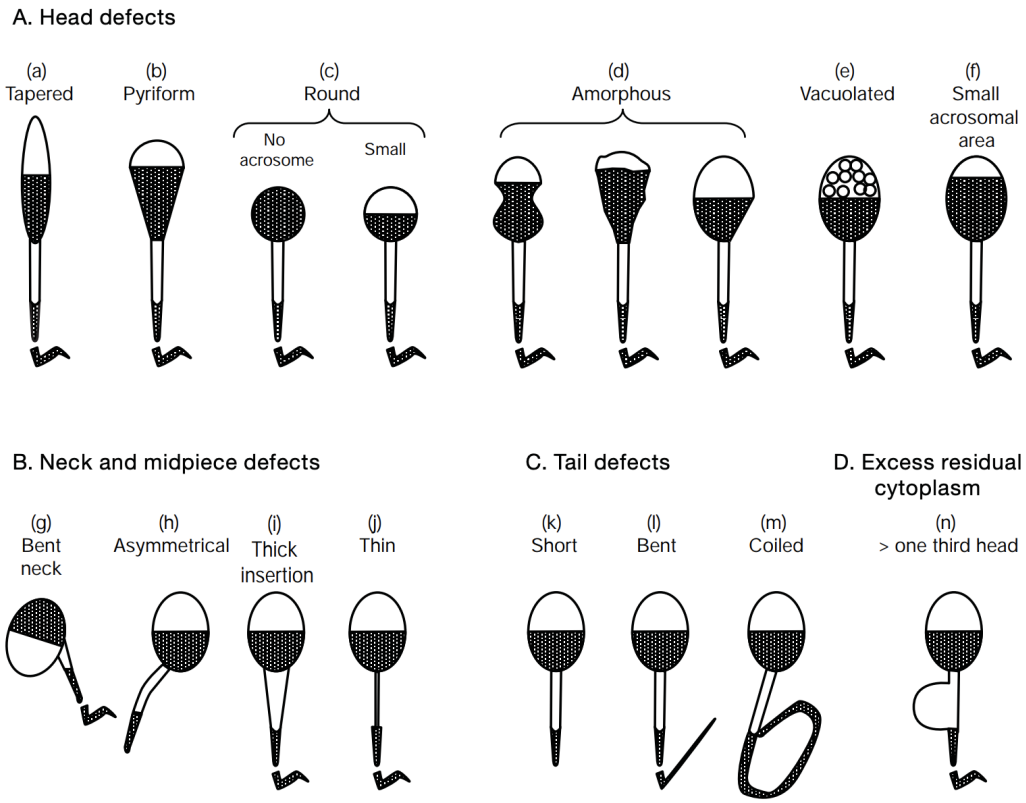
2.2 Manuel Analiz Yöntemi

Dünya Sağlık Örgütü'ne göre manuel sperm analizi, semen örneklerinin morfolojik ve fonksiyonel özelliklerinin değerlendirilmesiyle erkek kısırlığının teşhisini

amaçlamaktadır. Manuel sperm analiz süreci zaman alıcılığı ile birlikte analiz sonuçları klinisyenin tecrübesine bağlı olarak farklılık göstermektedir [47].

Manuel sperm analizi, semen örneklerinin laboratuvar ortamında alınarak Dünya Sağlık Örgütü standartlarına uygun şekilde incelenmesiyle gerçekleştirilmektedir. Sperm numunesi alınacak hastanın 2-7 gün arasında cinsel ilişkiden uzak durması gerekmektedir. Semen örneklerinin toplandığı laboratuvarda ortam sıcaklığı 20-37 °C arasında olmalıdır [47]. Semen örneğinin fiziksel özelliklerini incelemek için makroskobik değerlendirme yapılmaktadır. Makroskobik değerlendirmede semen örneğinin hacmi, rengi, viskozitesi ve pH değeri analiz edilmektedir. Semen örneğinin fiziksel özellikleri Dünya Sağlık Örgütü standartlarına göre:

- Hacim, 1,5 mL veya üzeri olmalı,
- Renk, normalde opalesan gri olmalı,
- Viskozite, akışkan olmalı, jelleşme veya aşırı yapışkanlık gözlenmemeli,
- pH ise 7,2-8,0 arasında olmalıdır.



Şekil 2.2 Sperm morfolojisine ait bozukluklarının şematik çizimleri.

Makroskobik değerlendirme, sonraki aşama olan mikroskobik değerlendirmenin doğruluğunu artırmak için kritik bir öneme sahiptir.

Mikroskobik değerlendirmede sperm örneğinin morfolojisi, hareketliliği ve konsantrasyonu detaylı olarak incelenir. Bununla birlikte mikroskobik analiz aşamasında farklı boyama teknikleri ile semen örneğinin hücrelerinin detaylarını ortaya çıkararak morfolojik yapıların detaylı şekilde görünmesi sağlanmaktadır. Yaygın olarak Papanicolaou veya Diff-Quik boyama teknikleri kullanılmaktadır. Boyama teknikleri ve fiksasyon sperm morfolojisi analizinde anormal spermlerin tespiti ve sınıflandırması açısından önemlidir. Bu çalışmada kullanılan Hi-LabSpermMorpho veri seti Diff-Quik boyama yöntemi kullanılarak sperm morfoloji analizi için hazırlanmıştır [41].

Özet olarak sperm morfoloji değerlendirme süreci, öncelikle bir lam üzerine ejakülat yayılır. Lam, havayla kurutulduktan sonra fiksasyon işlemi yapılır ve kullanılacak boyama materyalleri ile boyama işlemi gerçekleştirilir. Ardından, üzerine immersiyon yağı damlatılan lam, ×100 büyütme gücüne sahip bir mikroskop altında yaklaşık 200 spermatozoanın yapısal özellikleri değerlendirilerek morfolojik analiz tamamlanır. Sperm örnekleri, Dünya Sağlık Örgütü kriterlerine göre normal veya anormal olarak sınıflandırılır [46–48]. Dünya Sağlık Örgütü'ne göre normal sperm morfolojinin baş kısmı oval ve simetrik olmalı; uzunluğu 4 ila 5,5 μm, genişliği ise 2,5 ila 3,5 μm arasında olmalıdır. Akrozom, başın yaklaşık %40 ila %70'ini kaplamalıdır. Ayrıca, başta bulunan vakuoller küçük ve sınırlı sayıda olmalıdır. Orta parça ince, düzgün ve başla hizalı şekilde uzanmalıdır. Kuyruk kısmı ise başın yaklaşık on katı uzunlukta olmalı; düz, ince ve kıvrılma veya kırık gibi yapısal bozukluklar içermemelidir. Kuyruk, spermin hareketliliğini sağlamada temel rol oynar. Buna göre manuel morfoloji analizinde, Dünya Sağlık Örgütü tarafından semen örneğinde %4 veya daha fazla normal morfolojiye sahip sperm bulunması, doğurganlık için yeterli kabul edilmektedir [49].

2.3 Otomatik Analiz Yöntemi (CASA - Computer-Assisted Sperm Analysis)

CASA (Computer-Assisted Sperm Analysis) sistemleri, sperm morfolojisini detaylı bir şekilde incelemek için kullanılan bilgisayarlı analiz yöntemleridir. Bu sistemler mikroskop görsellerini tarayarak, spermlerin baş, boyun, kuyruk gibi farklı bölümlerinin ölçümlerini yapar ve bu sayede spermin şekil bozukluklarını ya da anormalliklerini belirler. Manuel yönteminin subjektif sonuçlarını en

aza indirgeyerek daha güvenilir sonuçların elde edilmesini sağlamak için sperm morfoloji analizinde CASA sistemleri kullanılmaktadır [4]. CASA sistemleri ile beraber manuel yöntemin zaman alıcılığını azaltırken sperm morfoloji analizinin tekrarlanabilirliğini sağlamaktadır.

Mikroskop görüntülerini elde etmek için fiksasyon ve boyama işlemlerinin ardından, mikroskoba entegre edilmiş yüksek çözünürlüklü bir kamera kullanılarak sperm görüntüleri dijital olarak kaydedilir. Bu görüntüler, en az 200 sperm hücresinin analizi sonucunda rastgele seçilen mikroskop alanlarından oluşmaktadır [47].

CASA sistemlerinde, sperm morfoloji analizi için görüntü işleme algoritmaları kullanılarak otomatik olarak kaydedilen görüntüler içerisindeki sperm hücrelerini analiz etmektedir [50, 51]. Analiz sürecinde, Dünya Sağlık Örgütü'ne kriterlerine göre sperm hücreleri normal ve anormal olarak sınıflandırılmaktadır.

CASA sistemleri, yüksek maliyet, sistemin kurulumu, yazılım lisansları ve bakım masrafları nedeniyle özellikle küçük laboratuvarlar için finansal bir engel oluşturmaktadır [50]. Bunun yanı sıra, CASA sistemlerinin teknik karmaşıklığı sebebiyle sistemin doğru kullanımı için personelin eğitilmesini ve uzmanlaşmasını zorunlu kılmaktadır [52]. Ayrıca, sperm morfoloji analizinde sonuçların tutarsızlığını önleyebilmek için örnek hazırlama, boyama ve analiz adımlarındaki protokollerin titizlikle uygulanması gerekmektedir [53–55].

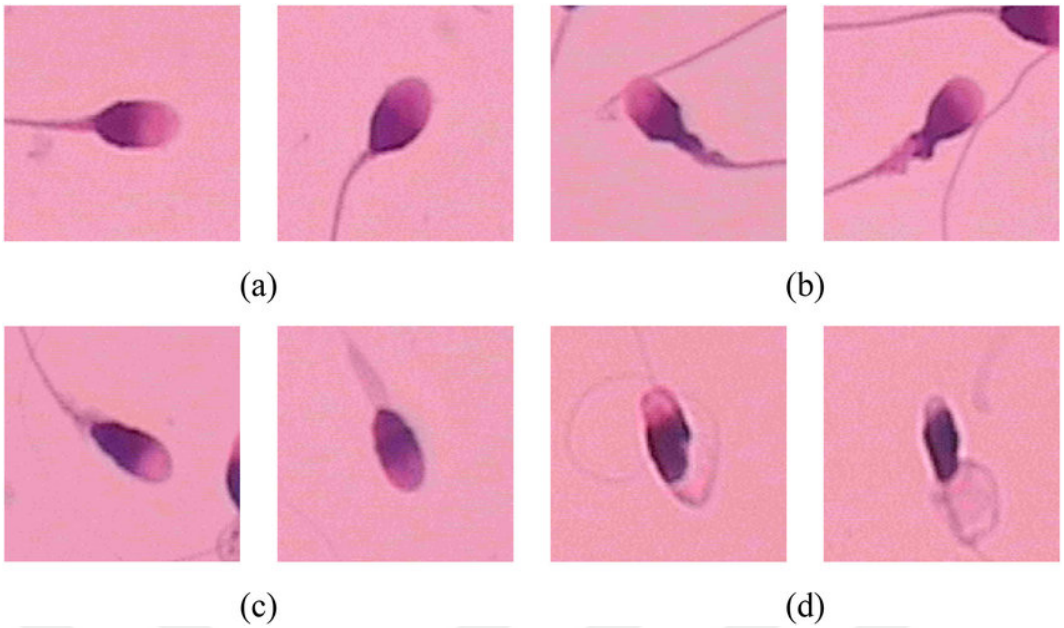
3
KAPSÜL AĞ TABANLI SPERM MORFOLOJİ ANALİZİ

3.1 Çalışmada Kullanılan Veri Setleri

Literatür incelendiğinde, sperm morfoloji analizinde kullanılan veri setlerinin örnek sayısının yetersizliği ve sınıflar arasındaki örnek dağılımının düzensizliği, derin öğrenme modellerinin performansını olumsuz etkileyen önemli sorunlar arasında yer aldığı görülmektedir. Ayrıca, açık kaynak sperm veri setlerinin sınırlı sayıda olması ve mevcut veri setlerinde anormal sınıfların çeşitliliğinin yetersizliği, derin öğrenme yöntemleriyle sperm morfolojisi analizinde tutarlı ve güvenilir sonuçların elde edilmesini daha da zorlaştırmaktadır. Bu doğrultuda, bu tez çalışmasında literatürde sperm morfoloji analizinde yaygın olarak kullanılan HuSHeM veri seti ile sınıf çeşitliliği ve sperm örnek sayısı açısından daha kapsamlı olan Hi-LabSpermMorpho veri seti kullanılmıştır.

3.1.1 HuSHeM

Bu çalışmada önerilen derin öğrenme tabanlı HiCapsNet modeli açık kaynak olan HuSHeM sperm veri seti üzerinde değerlendirilmiştir. HuSHeM veri setine ait sperm görüntüleri, Diff-Quik boyama yöntemi kullanılarak elde edilmiştir. Bu işlem Olympus BX50 mikroskopuna bağlı bir kamera aracılığıyla 20x büyütme ölçeği kullanılarak gerçekleştirilmiştir. HuSHeM veri setindeki ham görüntülerde tam sperm şekillerinin yanı sıra gürültü, çoklu sperm başları ve karışık kuyruklar gibi istenmeyen unsurlar mevcuttur. HuSHeM veri seti üzerinde yapılan çalışmalarda bu sorunların göz ardı edilebilmesi için veri kümesi içerisindeki ham görüntülerde belirli bir eksen etrafında döndürme gibi manuel ön işleme adımları uygulanmıştır [10]. HuSHeM veri setinde; normal, konik, piriform ve amorf olmak üzere dört farklı sınıftan oluşan toplamda 216 sperm görüntüsü bulunmaktadır. Bu görüntüler 131×131 piksel boyutunda ve RGB formatındadır. Şekil 3.1 HuSHeM veri setine ait sperm görüntülerini göstermektedir.



Şekil 3.1 HuSHeM veri kümesine ait sperm örnek görüntüleri: (a) normal, (b) piriform, (c) konik, (d) amorf.

Tablo 3.1 HuSHeM veri kümesinin sperm örneklerinin sınıf dağılımı

Etiketler	Örnek Sayısı
Normal	54
Konik	53
Piriform	57
Amorf	52
Toplam	216

3.1.2 Hi-LabSpermMorpho

Bu tez çalışmasında önerilen yöntemler, HuSHeM veri setinin yanı sıra, bu kapsamda toplanan ve Dünya Sağlık Örgütü standartlarına uygun olarak Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi Eğitim ve Araştırma Hastanesi Androloji Laboratuvarı'nda uzmanlar tarafından derlenip kategorilendirilen Hi-LabSpermMorpho veri seti üzerinde uygulanmıştır [41].

Tablo 3.2 Boyama kitlerine göre toplam spem örnek sayısı.

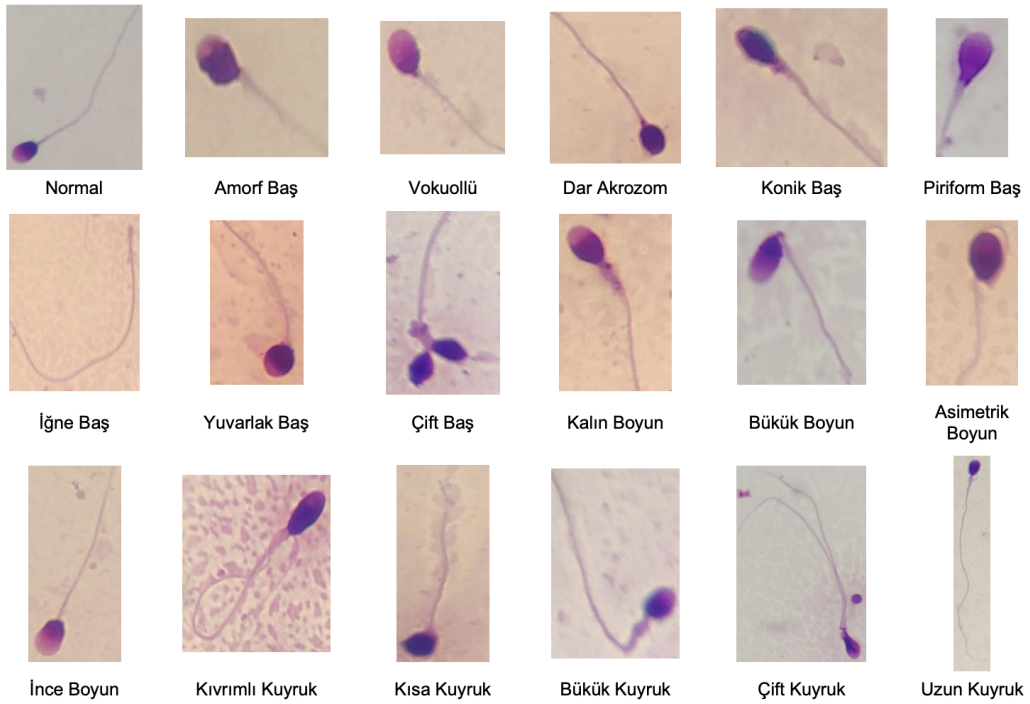
Boyama Seti	**Sperm Görüntü Sayısı**
BesLab	18456
Histoplus	18260
GBL	12629
Toplam	**49345**

Hi-LabSpermMorpho veri setinde bulunan sperm görüntüleri, 1001 farklı hastadan alınan örneklerle, Diff-Quick yöntemi olan BesLab, Histoplus, GBL olmak üzere

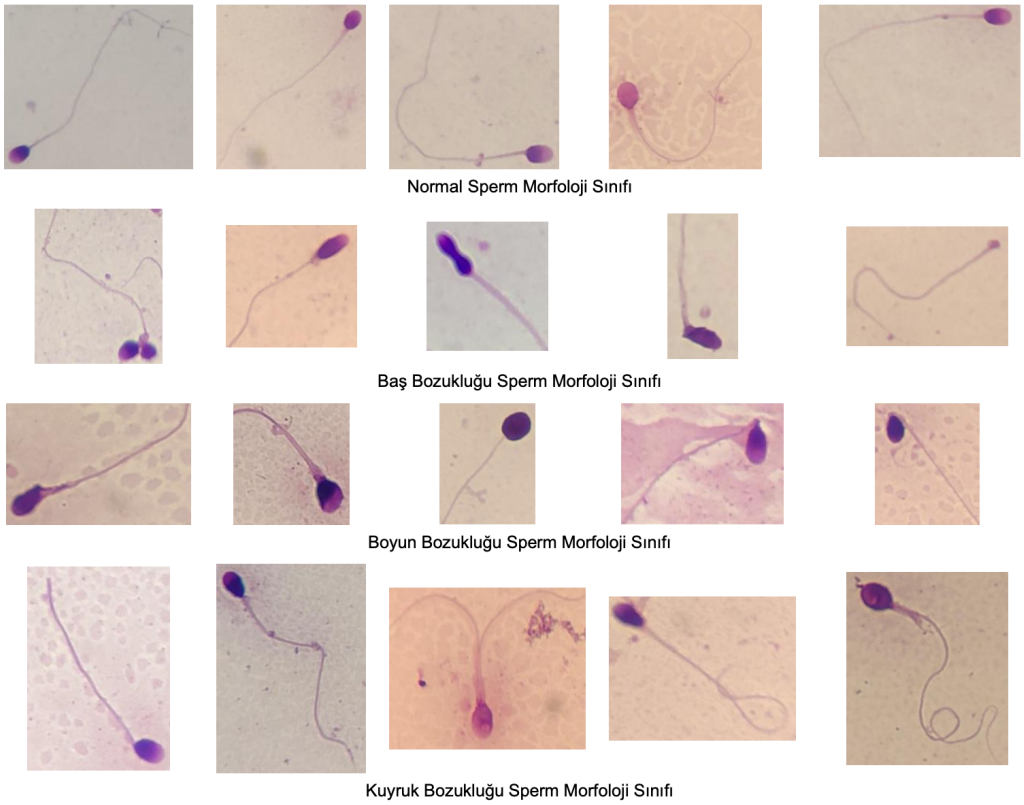
3 farklı boya kiti kullanılarak elde edilmiştir. Bu sayede sperm morfoloji analizinde farklı boyama tekniklerinin derin öğrenme modellerinin performansını nasıl etkileyeceği ölçülmüştür. Veri seti içerisinde farklı boyama setlerine ait sperm görüntülerinin sayıları Tablo 3.2'de verilmiştir.

Hi-LabSpermMorpho, ZEISS AXIO LAB A1 ve Olympus BX43 mikroskoplarına bağlı telefon tutucu ara aparat ile sabitlenmiş mobil telefon kamerası kullanılarak toplamda 14916 bölgesel semen oküler görüntüsü (5995 = BesLab, 4852 = Histoplus, 4069 = GBL) toplanarak DB1 veri kümesi oluşturulmuştur. DB1 veri kümesindeki görüntüler, 3024 × 4032 boyutunda ve RGB formatında kaydedilmiştir. DB1 veri setinde bulunan sperm görüntülerinin boyutları 1440 x 1440 çözünürlüğünde sabitlenecek şekilde kırpılmıştır. Bu süreç sonucunda, DB2 veri seti oluşturulmuş ve sperm hücrelerinin belirgin bir şekilde görselleştirilmesi sağlanmıştır.

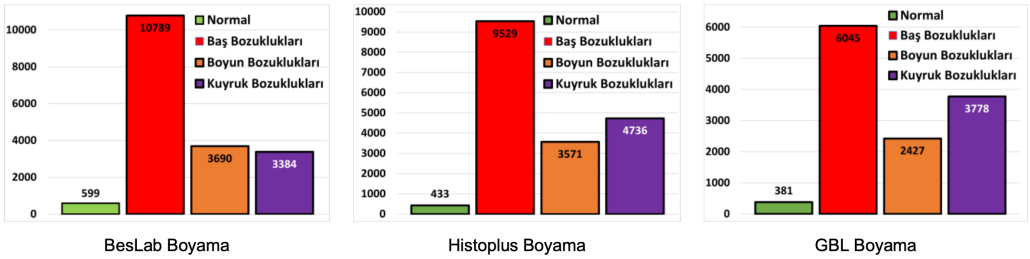
Hi-LabSpermMorpho sperm veri setinin sperm örnekleri, sınıf sayısı bakımından 18 sınıflı ve 4 sınıflı olmak üzere iki farklı versiyonda uzmanlar tarafından Dünya Sağlık Örgütü kriterlerine uygun şekilde etiketlenmiştir. Literatürde bulunan ve çalışmalarda yaygın olarak kullanılan açık kaynak sperm veri setleri arasında HuSHeM, SMIDS, SCIAN-MorphoSpermGS ve MHSMA bulunmaktadır. 4 sınıflı veri kümesi açık kaynak veri setlerine benzer bir yapı oluşturmak amacıyla; baş, boyun ve kuyruk olmak üzere üç ana anormal kategori altında ve normal sperm örneklerini de kapsayacak şekilde toplamda dört sınıf olarak etiketlenmiştir. Daha ayrıntılı sperm morfoloji analizi için ise ana kategorilere ait alt kategoriler ayrı ayrı ele alınarak toplamda 18 sınıf olacak şekilde sperm örnekleri etiketlenmiştir. Şekil 3.2 ve 3.3, Hi-LabSpermMorpho'nun BesLab boyama yöntemi ile elde edilen DB3_v1 (18 sınıflı) ve DB3_v2 (4 sınıflı) veri kümelerine ait sperm görüntülerini göstermektedir [41]. Hi-LabSpermMorpho veri setinin her iki versiyonunda da sperm morfoloji sınıfları arasında belirgin bir dengesizlik bulunmaktadır. 4 sınıflı olan DB3_v2 veri setlerinde, özellikle baş anormallikleri sınıfı diğer kategorilere kıyasla açık ara en fazla örneğe sahipken, normal sınıf oldukça düşük sayıda sperm görüntüsü içermektedir. 18 sınıftan oluşan DB3_v1'de ise morfolojik bozuklukları daha detaylı bir şekilde kategorilendirilmiştir. Ancak, sınıflar arasındaki dengesizlik DB3_v2'de de benzer şekilde devam etmektedir. Bu sınıf dengesizliği, derin öğrenme modellerinin eğitim sürecinde sperm görüntüleri arasındaki sınıf farklarını ayırt etme konusunda doğruluk ve hassasiyet açısından düşük performans göstermelerine yol açmaktadır. Şekil 3.5 ve 3.4 Hi-LabSpermMorpho veri setinin farklı boyama kitlerine göre DB3_v1 ve DB3_v2 versiyonlarına ait sperm örneklerinin sınıf dağılımını göstermektedir [41].



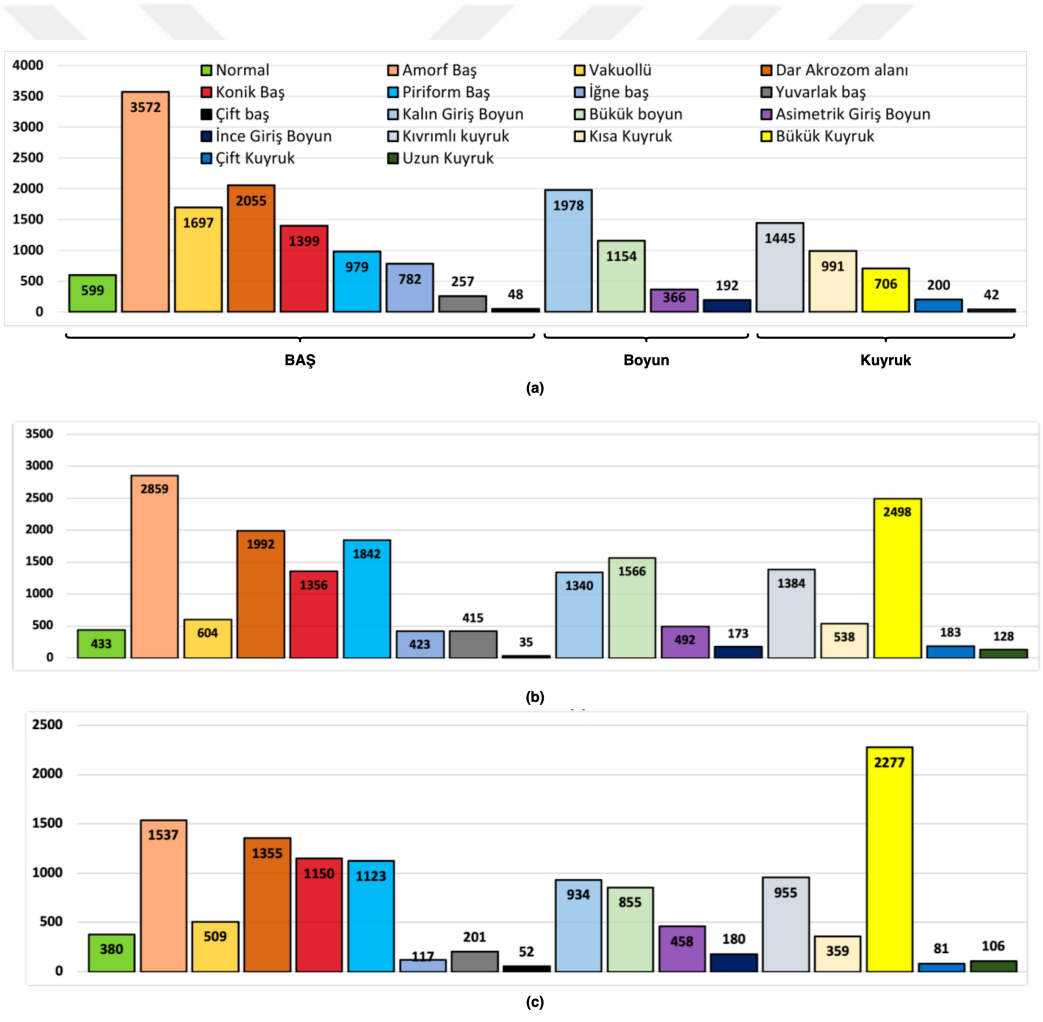
Şekil 3.2 BesLab yöntemi ile elde edilen DB3_v1 veri setinin sınıflarına ait sperm örnekleri.



Şekil 3.3 BesLab yöntemi ile elde edilen DB3_v2 veri setinin sınıflarına ait sperm örnekleri.



Şekil 3.4 DB3_v2 veri setinin sperm öneklerinin sınıf dağılımı.



Şekil 3.5 DB3_v1 veri setinin sperm örneklerinin sınıf dağılımı: (a)BesLab, (b) Histoplus, (c) GBL.

Bu tür sınıf dengesizliği sorunlarıyla başa çıkmak için, veri artırma yöntemleri (data augmentation) kullanılmaktadır. Veri artırma, sınıf dengesizliğini azaltarak modellerin eğitim sürecinde daha tutarlı ve genelleştirilebilir performans elde etmesine yardımcı olabilir.

Bununla birlikte, Hi-LabSpermMorpho veri seti için elde edilen sperm görüntüleri içerisinde bulunan istenmeyen parçacıkların giderilmesi için ham görüntülerde belirli bir eksen etrafında çevirme ve ölçeklendirme gibi herhangi bir manuel işlem uygulanmamıştır. Ek olarak veri setindeki sperm görüntülerinin boyutları farklılık gösterdiğinden dolayı bu tez çalışmasında önerilen ESA modellerinin eğitimi sırasında sperm görüntüleri 224 x 244 sabit bir boyuta ayarlanmıştır.

3.2 Derin Öğrenme Yöntemleri

3.2.1 Evrişimsel Sinir Ağları

Yapılan çalışmalara göre derin öğrenme yöntemleri özellikle evrişimsel sinir ağları (ESA), biyomedikal görüntü işlemeye önemli yenilikler ve başarılar kazandırarak etkinliğini ispatlamış, daha güvenilir sonuçların elde edilmesini ve otomatik sistemlerin geliştirilmesini mümkün kılmıştır. ESA'lar, biyomedikal görüntü işlemede sınıflandırma, segmentasyon ve nesne tespiti gibi tanı ve teşhis süreçleri için kritik öneme sahip alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır.

ESA'lar birbirinden farklı birçok katmandan oluşmaktadır; evrişimsel katman, doğrusal olmayan katman, havuzlama katmanı ve tam bağlantılı katman. ESA'lar bu katmanlar sayesinde görüntü içerisindeki önemli karakteristik özellikleri ve örüntüleri çıkarmaktadır. Bu çalışmada, farklı derin öğrenme mimarileri olan kapsül ağlar [26] ile EfficientNet [56] ağlarının birleşiminden yola çıkarak yeni bir model geliştirilmiştir. ESA'lar, görüntü içerisindeki nesnelerin özgün özelliklerini etkili bir şekilde öğrenebilmek için genellikle büyük ve kaliteli veri setlerine ihtiyaç duymaktadır. Bununla birlikte, ESA'lar nesnelere ait özelliklerin uzamsal ilişkilerini saptamada yeterince etkili değildir [26]. Örneğin, insan yüzü tanıma uygulamalarında ESA'lar görüntü içerisindeki göz, ağız ve burun gibi nesneleri algılayabilse de bu nesnelerin yerlerini ve aralarındaki ilişkileri belirleme konusunda tam anlamıyla başarılı olamamaktadır. Bu nedenle, görüntüye ait özelliklerin uzamsal ilişkilerini saptayabilen kapsül ağını bir diğer ESA mimarisi olan EfficientNet ağlarını birleştirerek daha etkili ve tutarlı sonuçlar üretebilen yeni bir model geliştirilmiştir.

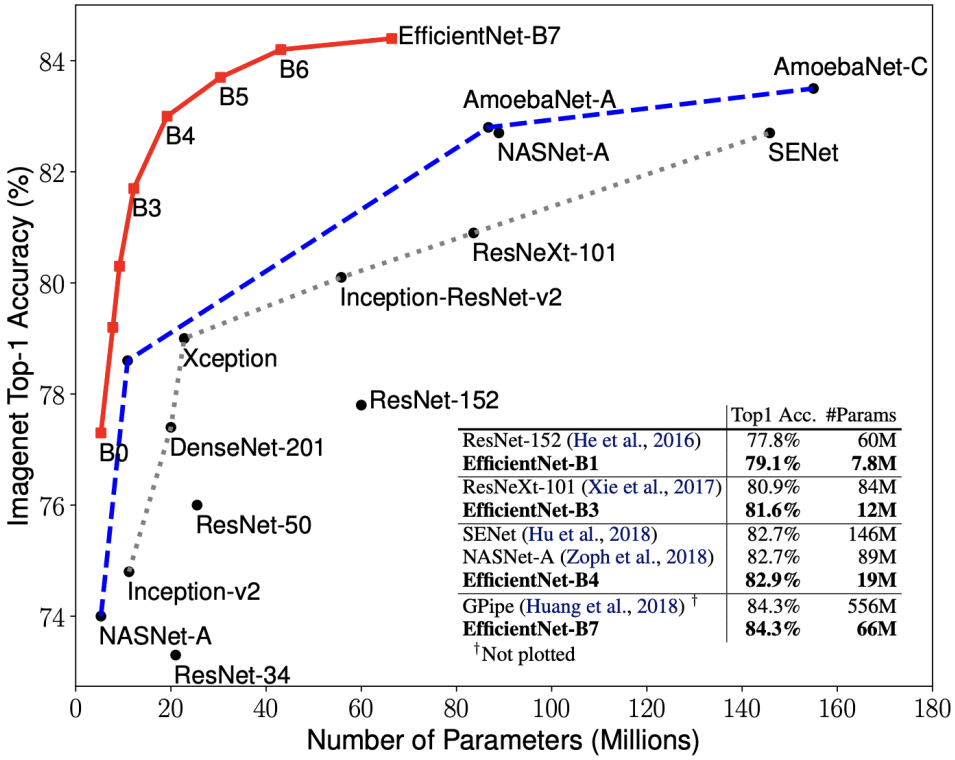
Derin öğrenme yaklaşımlarının gelişmesi ile birlikte, önerilen ESA'ların karmaşıklığının artmasıyla, elde edilen başarıların yükseldiği görülmüştür. Ancak

bu başarılar, genellikle artan model boyutu ve hesaplama maliyetleri ile sonuçlandığı görülmüştür. Bu durum, özellikle sınırlı donanım kaynaklarına sahip uygulamalarda derin öğrenme modellerinin kullanımını zorlaştırmaktadır. Bu soruna çözüm olarak, son yıllarda daha küçük ölçekli ancak yüksek performanslı derin öğrenme mimarilerinin geliştirilmesi üzerine çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Bunun üzerine, Tan vd. [56] tarafından yeni bir ESA mimarisi olan EfficientNet modeli geliştirilmiştir. EfficientNet mimarisi, görüntü işleme uygulamalarında yüksek doğruluk oranları sağlaması ve diğer ESA mimarilerine kıyasla daha düşük hesaplama maliyetiyle öne çıkan verimli bir model olarak tanıtılmıştır. ESA'ların farklı uygulamalarda yüksek performans göstermesi için belirli optimizasyon ve ölçeklendirme yöntemlerinin olmaması, araştırmacılar için oldukça karmaşık ve anlaşılması güç bir konu haline gelmiştir. EfficientNet mimarisiyle birlikte, bu sorunun bileşik ölçeklendirme (compound scaling) yöntemiyle çözülmesi önerilmiştir [56]. ESA'larda derinlik, genişlik ve çözünürlük olmak üzere üç farklı parametre üzerinden optimize edildiğinde daha iyi sonuçlar elde edilebilmektedir. Derinlik, ağın katman sayısını ifade ederken; genişlik, kanal sayısını ya da bir diğer ifadeyle uygulanacak filtre sayısını temsil etmektedir. Çözünürlük ise işlenen görüntünün piksel boyutunu veya girdinin boyutunu ifade eder. EfficientNet, bileşik ölçeklendirme yöntemi ile bu üç boyutun dengeli ve optimum bir şekilde ölçeklendirilmesini sağlamaktadır. Bu yöntem sayesinde, modelin performansını etkileyen boyutlar orantılı bir şekilde değiştirilerek performans ve hesaplama maliyeti arasında verimli bir denge sağlanmaktadır. Bileşik ölçeklendirme, tek bir ölçeklendirme faktörü ϕ ile ESA boyutlarının dengeli biçimde ölçeklendirilmesini sağlar. Denklem 3.1'de bileşik yöntemin matematiksel ifadesi verilmiştir. Bu ifadede yer alan α, β ve γ değerleri, grid-search algoritması ile optimize edilerek EfficientNet modelinin verimliliğini ve performansını artırmak için kullanılmaktadır.

$$\begin{aligned} d &= \alpha^{\phi}, \\ w &= \beta^{\phi}, \\ r &= \gamma^{\phi}, \\ \text{öyle ki} \quad \alpha \cdot \beta^2 \cdot \gamma^2 &\approx 2, \quad \alpha \geq 1,\ \beta \geq 1,\ \gamma \geq 1. \end{aligned} \tag{3.1}$$

EfficientNet B0-B7 olmak üzere 8 farklı versiyona sahiptir. Örneğin $\phi = 1$ iken grid-search algoritması sonucunda α, β ve γ değerleri, sırasıyla 1.2, 1.1, 1.15 olmak üzere EfficientNet modelinin B0 varyantı elde edilmektedir. Ek olarak denklem 3.1'de gösterilen α, β ve γ değerleri, $\alpha \cdot \beta^2 \cdot \gamma^2 \approx 2$ koşulunu sağlamaktadır. Dolayısıyla ESA'ların doğruluk ve verimliliğini artıran derinlik,

genişlik ve çözünürlük parametrelerinin orantılı bir şekilde artmasını sağlamaktadır. EfficientNet mimarisinin en karmaşık modeli olan B7, ImageNet veri seti üzerinde diğer modern ESA mimarilerine kıyasla belirgin bir şekilde daha yüksek doğruluk oranları elde etmiştir. Üstelik, B7 modelinin halihazırda en iyi performans gösteren GPipe [57] modelinden 8.4 kat daha az parametreye sahip olmasına rağmen 6.1 kat daha hızlı çalışarak üstün performans gösterdiği gözlemlenmiştir. Şekil 3.6, EfficientNet modellerinin parametre sayıları ve doğruluk oranlarının diğer modern ESA mimarileri ile karşılaştırılmasını görsel olarak sunmaktadır [56]. Bu sonuçlar, EfficientNet'in optimize edilmiş bileşik ölçeklendirme yaklaşımının performans ve verimlilik açısından ne kadar etkili olduğunu ortaya koymaktadır.

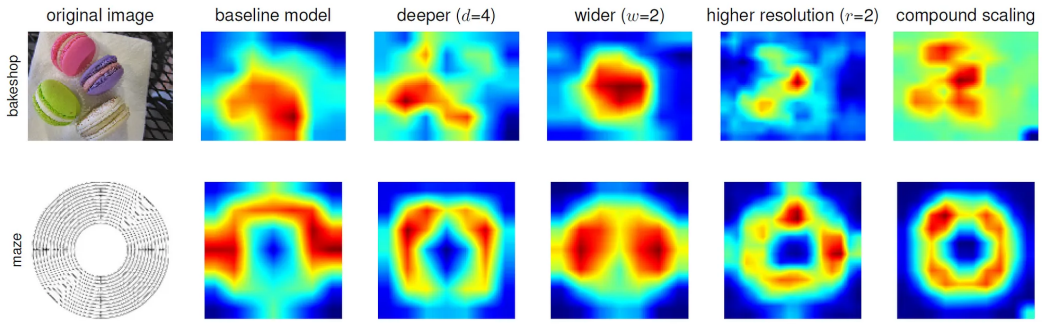


Şekil 3.6 ImageNet veri seti üzerinde EfficientNet ve diğer ESA mimarilerinin parametre sayıları ve doğruluk performanslarının karşılaştırması.

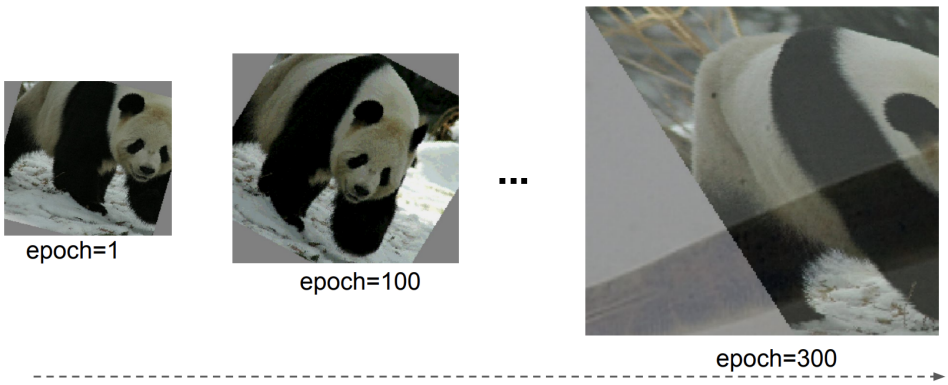
Ayrıca bileşik ölçeklendirme tekniği ile bahsedilen parametrelerden yalnızca birinin artmasının getireceği dengesizlikleri önlemektedir. Şekil 3.7 bileşik ölçeklendirme yönteminin diğer yöntemlere kıyasla, girdi içerisindeki nesnelere veya karakteristik özelliklere daha net bir şekilde odaklanabildiğini göstermektedir [56]. Buna karşın, ESA'ların yalnızca derinlik, genişlik veya çözünürlük parametrelerinden birinin artırıldığı senaryolarda, ilgili görüntüdeki nesnelerin tespitinde başarısızlıklar yaşandığı gözlemlenmiştir.

Bu çalışmada kapsül ağları ile birleştirilip kullanılan EfficientNetV2 [58],

EfficientNet mimarisinin geliştirilmiş bir versiyonu olarak, daha yüksek doğruluk oranları ve verimlilik sunmak üzere Tan vd. tarafından önerilmiştir. EfficientNetV2 mimarisinin amacı, V1 modelinden farklı olarak, eğitim süresi boyunca girdi görüntüsünün çözünürlük seviyesini kademeli olarak artırmak ve bu sayede modelin daha yüksek genelleme yapabilmesini sağlamaktır. Şekilde 3.8'de gösterildiği gibi bu optimizasyon kademeli öğrenme olarak ortaya konulmuştur [58].



Şekil 3.7 Farklı ölçekleme yöntemlerine sahip modeller için sınıf aktivasyon haritası.



Şekil 3.8 EfficientNetV2 mimarisinde, eğitim sırasında görüntü boyutlarının kademeli olarak artırılmasıyla öğrenme zorluğu da artırılmış dolayısıyla genelleme performansının yükseltilmesi hedeflenmiştir.

EfficientNetV2 mimarisinde yapılan değişikliklerden biri, evrişim katmanlarında çekirdek boyutlarının küçültülmesidir. Ancak, küçük boyutlu çekirdeklerin algılama alanını azaltacağı göz önünde bulundurularak, bu etkiyi telafi etmek amacıyla katman sayısı artırılmıştır. Bu düzenleme, modelin performansını korurken hesaplama verimliliğini artırmayı hedeflemiştir.

3.3 Kapsül Ağ Mimarileri

3.3.1 Temel Kapsül Ağ Mimarisi (CapsNet)

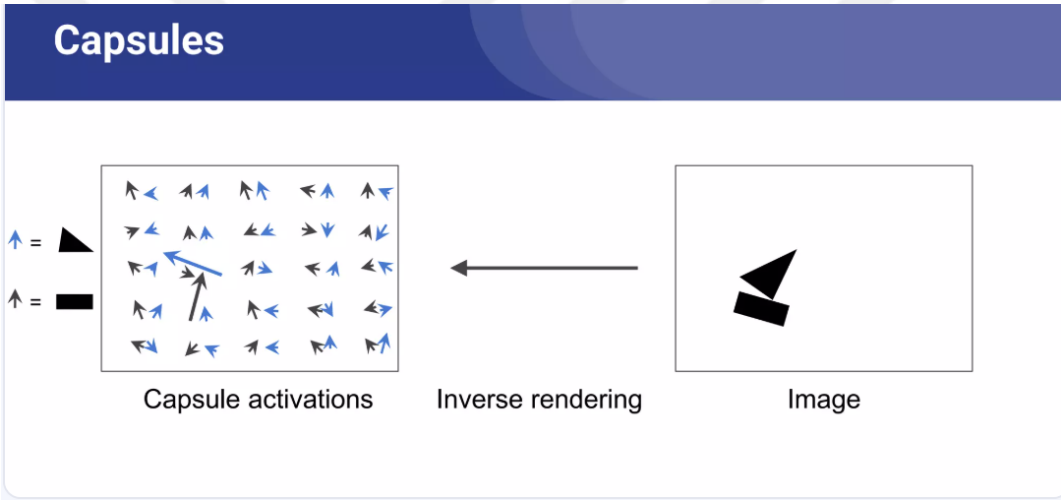
Derin öğrenme yöntemleri arasında, bilgisayarla görüntü işlemede çığır açan yöntemlerden biri olan ESA, birçok alanda etkili sonuçlar ortaya koymuştur. ESA'da evrişim katmanları arasında sıkça kullanılan katmanlardan biri havuzlama (pooling) katmanıdır. ESA'da havuzlama katmanları, evrişimsel katmanlardan elde edilen özelliklerin uzamsal (spatial) boyutlarını indirgeyerek hesaplama maliyetini düşürmek ve aşırı öğrenmeyi önlemek amacıyla kullanılmaktadır. Ayrıca, farklı havuzlama yöntemleri (örneğin, max-pooling ve average-pooling) ile çevirme değişmezliği (translation invariance) sağlanmaktadır. Çevirme değişmezliği, giriş görüntülerde olası boyut veya ölçek değişikliklerinin ESA modelinin performansının etkilenmemesi ve dayanıklılık kazandırılması açısından kritik bir öneme sahiptir. Ancak havuzlama katmanının beraberinde getirdiği bazı dezavantajlar vardır.

Geoffrey E. Hinton ve arkadaşları [26], ESA'da kullanılan havuzlama katmanlarının, görüntü üzerindeki birçok detayı kaybetmesine neden olduğunu belirtmiş ve bu soruna çözüm olarak kapsül mekanizmasını önermiştir. Havuzlama katmanında her ne kadar çevirme değişmezliği özelliğini sağlamak ve aşırı öğrenmeyi engellemek için belirli havuzlama yöntemleri kullanılsa da birçok detayın görmezden gelindiği gözlemlenmiştir. Bununla birlikte, havuzlama yöntemleri ile gerçekleştirilen alt örnekleme (sub-sampling) işlemi, görüntüde modelin performansını etkileyebilecek ince detayların kaybolmasına yol açabilmektedir. Ayrıca, ESA'larda katmanlar arasında değerler skaler biçiminde oldukları için, görüntü içerisindeki bir nesnenin diğer nesnelerle olan uzamsal ilişkisini öğrenmekte başarısız kalmaktadır. Bu durum ESA'nın sınırlarını aşmak üzere nesneler arasındaki ilişkilerini öğrenebilen alternatif mimarilere ihtiyaç duyduğunu ortaya koymaktadır. Bunun üzerine Hinton vd. görüntü işleme uygulamalarında nesne veya nesnenin oluştuğu parçalarının varlığını ve arasındaki ilişkileri öğrenebilen kapsül mekanizmasını geliştirmiştir.

Kapsül, bir objenin varlığını öğrenmenin yanı sıra, o objenin veya objeyi oluşturan parçaların ölçek ve açı gibi örnekleme parametrelerini (instantiation parameters) öğrenebilen ve çıktıları aktivasyon vektörü olan grup nöronlardan oluşur. Kapsüller, nesnelerin özelliklerini ve aralarındaki ilişkileri daha iyi modelleyerek, görüntü işleme uygulamalarında önemli bir yenilik sunmaktadır.

Kapsül ağlar, ilk olarak Hinton ve arkadaşları tarafından 2017 yılında MNIST veri seti üzerinde yapılan çalışmada, modern ESA'ları geride bırakarak önemli

başarılar elde ettiği şekilde sunulmuştur. Ayrıca, MNIST'in örtüşen rakamlar içeren versiyonunda bile üstün performans sergilemiştir. Kapsül ağlar bir nesnenin küçük parçalarını ve bu parçaların özelliklerini öğrenmeye çalışan fonksiyonlar olarak tanımlanabilir. Örneğin, Şekil 3.9'da bir teknenin daha küçük parçalara ayrıldığında üçgen ve dikdörtgen nesnelerinden oluştuğu görülmektedir. Kapsül ağlar mimarisinde, kapsül katmanlarında üçgen ve dikdörtgen gibi parçaları, bu parçalara ait açı ve diğer örnekleme parametrelerini öğrenmeye çalışan nöron grupları yer almaktadır. Bu yaklaşım sayesinde kapsüller, örnekleme parametrelerini öğrenerek tekne gibi bir nesnenin üçgen ve dikdörtgenden oluşabileceği gibi, bir evin de benzer şekilde üçgen ve dikdörtgenden oluşabileceğini ancak açısal farklılıklar nedeniyle tekne ile ev arasında farklı nesneler ortaya çıktığını anlamada önemli bir avantaj sağlamaktadır. Bu, kapsül ağların nesneler arasındaki uzamsal ilişkileri koruyarak daha derin bir öğrenme kapasitesi sunduğunu göstermektedir.



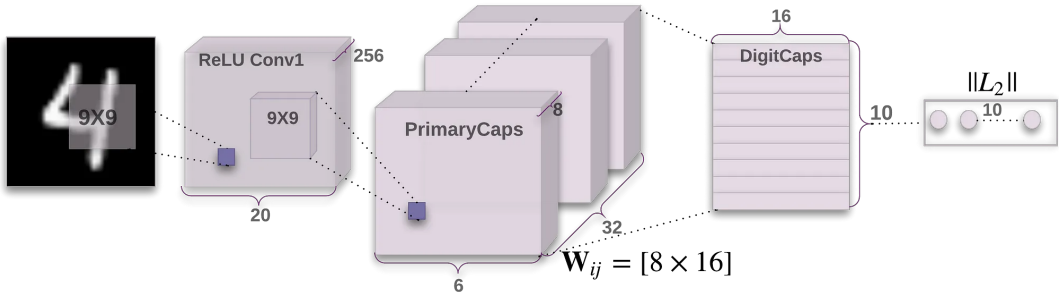
Şekil 3.9 Kapsül ağ mimarilerinde kullanılan tersine görselleştirme tabanlı mekanizmanın temel bir örneği.

ESA'ların aksine, kapsüllerin çıktıları skalar değerler yerine vektör biçimindedir. Şekil 3.9'da sol tarafta görüldüğü üzere, tekne nesnesinin tahmini için kapsül katmanında 50 farklı kapsülden (vektör) oluşan bir yapı kullanılmıştır [59]. Teknenin varlığının tespiti için siyah kapsüller dikdörtgen, mavi kapsüller ise üçgen özelliklerini ve ilgili örnekleme parametrelerini tahmin eden kapsüller olarak temsil edilmiştir. Her bir vektörün uzunluğu, ilgili nesnenin bulunma olasılığını ifade ederken, vektörün yönü ise nesneye ait diğer örnekleme parametrelerini (örneğin, açı ve ölçek) göstermektedir. Bu yapı, nesnelerin özelliklerini daha ayrıntılı bir şekilde modellemeyi ve öğrenmeyi mümkün kılar.

CapsNet, MNIST veri seti üzerinde değerlendirilmesine yönelik önerilmiş olan ilk kapsül ağ mimarisi, Şekil 3.10'de gösterilmektedir [26]. Bu mimaride, girdi katmanının ardından, görüntünün temel özellik haritasını çıkarmak için bir

evrişimsel katman ve tam bağlantılı bir katman bulunmaktadır. Bu katmanların ürettiği çok boyutlu özellik haritaları, tekrar boyutlandırılarak kapsül yapılarına girdi olarak aktarılmaktadır. Mimaride PrimaryCaps ve DigitCaps olmak üzere iki farklı kapsül katmanı bulunmaktadır. Bu iki kapsül katmanından elde edilen kapsül çıktıları, aktivasyon vektörleri adı verilen vektörel bir yapıya sahiptir. Aktivasyon vektörleri, bir kapsülün belirli bir nesnenin varlığına ilişkin tahminlerini ve bu nesneye ait örnekleme parametrelerini ifade etmektedir.

Bu vektörler sayesinde, nesnenin varlığının olasılığı ile birlikte pozisyon, açı ve boyut gibi parametreleri de öğrenmeyi mümkün kılmaktadır. PrimaryCaps katmanında da konvolüsyonel işlemler uygulanmaktadır; ancak ilk evrişim katmanından farklı olarak, bu katmanda çıktılar vektör formuna dönüştürülmektedir. Bu dönüşüm, PrimaryCaps katmanına girişlerin yeniden boyutlandırılmasıyla elde edilir. Ardından, bu vektörlere "ezme (squashing)" adı verilen özel bir aktivasyon fonksiyonu uygulanır. Bu fonksiyon, her kapsülün yön bilgisini korurken vektör uzunluğunu 0 ile 1 arasında sınırlandırarak normalize etmektedir. PrimaryCaps katmanından elde edilen aktivasyon vektörleri, dinamik yönlendirme algoritması aracılığıyla üst katman olan DigitCaps katmanına yönlendirilir. DigitCaps katmanında, alt katmandan gelen aktivasyon vektörlerine dayanarak her sınıf için olası çıktılar yine vektör formunda tahmin edilir. Örneğin, tekneyi oluşturan üçgen ve dikdörtgen gibi nesneler ile bu nesnelerin özellikleri PrimaryCaps katmanında tespit edilmektedir. Daha sonra alt katmandan gelen aktivasyon vektörleri, dinamik yönlendirme algoritması sayesinde uygun olan DigitCaps katmanındaki kapsüllere aktarılmaktadır. Bu işlem sonucunda ise görüntünün bir tekne mi yoksa başka bir nesne mi olduğu tahmin edilir.



Şekil 3.10 MNIST veri seti için önerilmiş kapsül ağları mimarisi.

Dinamik yönlendirme (Dynamic Routing) mekanizması, kapsül mimarisinde alt katmandaki kapsüllerin ürettiği tahmin vektörlerini uygun üst katman kapsüllerine yönlendiren süreç olarak tanımlanır. Bu mekanizma, kapsüller arasındaki uyum (agreement) düzeyine dayanarak yönlendirme katsayılarını (routing coefficients) düzenler ve kapsül çıktılarının en doğru üst katmandaki kapsüllere aktarılmasını sağlar. CapsNet modelinde, PrimaryCaps katmanındaki her bir kapsül, üst

katmanda bulunan her bir kapsül $j(i+1)$ için nesnenin varlık ve örnekleme parametrelerini temsil eden bir tahmin/çıkış vektörü $\hat{u}_{i|j} \in \vec{R}$ üretir. PrimaryCaps katmanında, her bir kapsülün çıkış vektörü, ilgili kapsülü temsil eden vektörün u_i bir ağırlık matrisi W_{ij} ile çarpılması sonucunda aşağıdaki denklemde gösterildiği şekilde elde edilir.

$$\hat{u}_{i|j} = W_{ij} u_i \tag{3.2}$$

Üst katmanda bulunan her bir kapsül j için girdi vektörü s_j, alt katmandan gelen çıkış vektörlerinin her birinin yönlendirme katsayılarıyla çarpımının toplamı olarak hesaplanmaktadır. Bu işlem matematiksel olarak aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$s_j = \sum c_{ij} \hat{u}_{i|j} \tag{3.3}$$

Her bir kapsülün tahmin vektörü, temsil ettiği nesnenin bulunma olasılığını ifade etmesi istendiği için lineer olmayan squashing adı verilen bir aktivasyon fonksiyonu ile nesnenin yön gibi örnekleme parametrelerini kaybetmeden vektörlerin uzunluğu 0 ile 1 aralığında değerler alacak şekilde normalize edilir.

$$\mathbf{v}_j = \frac{\|\mathbf{s}_j\|^2}{1 + \|\mathbf{s}_j\|^2} \frac{\mathbf{s}_j}{\|\mathbf{s}_j\|} \tag{3.4}$$

Öyle ki v_j ve s_j sırasıyla üst katman j kapsülünün çıkış vektörü ve toplam girişidir. Dinamik yönlendirmenin her iterasyonunda yönlendirme katsayıları c_{ij} yeniden hesaplanmaktadır. Alt katmandaki her kapsül i ile üst katmandaki j tüm kapsüller arasındaki yönlendirme katsayılarının c_{ij} toplamı 1'e eşit olacak şekilde aşağıdaki denklem olan routing softmax fonksiyonu ile belirlenmektedir.

$$c_{ij} = \frac{\exp(b_{ij})}{\sum_k \exp(b_{ik})} \tag{3.5}$$

b_{ij} katsayıları ise alt katmandaki kapsül i ile üst katmandaki kapsül j arasında bağlantı olasılıklarını ifade etmektedir. İlk iterasyonda b_{ij} değeri olacağı için c_{ij} yönlendirme katsayısı tüm kapsüllere eşit dağılacaktır. Ek olarak dinamik yönlendirme iterasyonlarında bij katsayısı aşağıdaki denklemde gösterildiği şekilde güncellenir.

$$b_{ij} \longleftarrow b_{ij} + v_j.\hat{u_{i|j}} \tag{3.6}$$

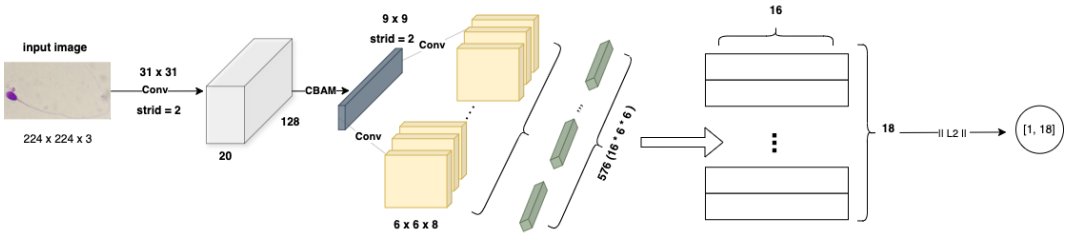
Özet olarak dinamik yönlendirme algoritmasının kaba kodu Tablo 3.3'de verilmiştir.

Tablo 3.3 Dinamik yönlendirme algoritması

Algoritma: Dinamik Yönlendirme
Giriş: $\hat{\mathbf{u}}_{j\|i}, r, l$
Çıkış: $\mathbf{v}_j$
1. **procedure** Yönlendirme($\hat{\mathbf{u}}_{j\|i}, r, l$)
2. **for all** l katmanındaki kapsül i ve $(l+1)$ katmanındaki kapsül j: $b_{ij} \leftarrow 0$
3. **for** r iterasyonları boyunca **do**
4. **for all** l katmanındaki kapsül i: $c_i \leftarrow \text{softmax}(b_i)$
5. **for all** $(l+1)$ katmanındaki kapsül j: $s_j \leftarrow \sum_i c_{ij}\hat{\mathbf{u}}_{j\|i}$
6. **for all** $(l+1)$ katmanındaki kapsül j: $\mathbf{v}_j \leftarrow \text{squash}(s_j)$
7. **for all** l katmanındaki kapsül i ve $(l+1)$ katmanındaki kapsül j: $b_{ij} \leftarrow b_{ij} + \hat{\mathbf{u}}_{j\|i} \cdot \mathbf{v}_j$
8. **return** $\mathbf{v}_j$

3.3.2 Geliştirilmiş Kapsül Ağ Mimarisi (FixCaps)

Kapsül ağ mimarilerinden biri olan FixCaps, Z. Lan vd. [60] tarafından cilt kanseri teşhisine yönelik olarak geliştirilmiştir. FixCaps, en temel kapsül mimarisi olan CapsNet ağının sınırlarını aşmak, dermatoskopik görüntülerin sınıflandırılmasında daha yüksek doğruluk oranı elde etmek ve hesaplama açısından daha verimli bir model ortaya koymak üzere geliştirilmiştir. Şekil 3.11'de FixCaps mimarisinin bileşenleri gösterilmiştir. Bu mimaride, kapsül ağlarının girdi katmanından sonraki konvolüsyon katmanında genellikle kullanılan $3 * 3$, $5 * 5$ gibi küçük kernel boyutları yerine, $31 * 31$ gibi büyük kernel boyutları tercih edilmiştir. Large-Kernel Convolution (LKC) olarak önerilen bu yöntem, görüntüler üzerinde daha geniş bir algılama alanı sağlayarak önemli özelliklerin daha etkili bir şekilde çıkarılabileceğini savunmaktadır.



Şekil 3.11 FixCaps mimarinin ana bileşenleri: LKC, CBAM ve kapsül katmanları.

FixCaps mimarisi ile birlikte yapılan bir diğer geliştirme, PrimaryCaps katmanından önce dikkat mekanizmasının eklenmesidir [61]. Dikkat mekanizması, özellik haritalarındaki önemli vurgulayarak kapsül ağlarının dropout işlemine gerek duymadan aşırı öğrenmesini önler. FixCaps mimarisinde, Kanal Dikkat Modülü (Channel Attention Module, CAM) ve Uzamsal Dikkat Modülü (Spatial Attention Module, SAM) içeren CBAM (Konvolüsyonel Blok Dikkat Modülü) kullanılmıştır.

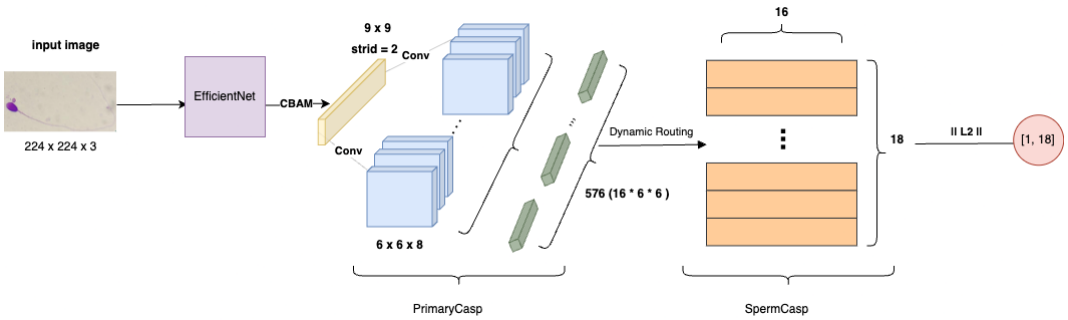
3.3.3 Önerilen Mimari (HiCapsNet)

Kapsül ağları genellikle MNIST gibi sınıf sayısı az olup karmaşık olmayan veri setleri üzerinde eğitilmiş ve yüksek doğruluk oranı elde edilmiştir. Ancak çok sınıflı ve karmaşık veri setlerinde CapsNet mimarisinin beklenen performansı sergilemediği gözlemlenmiştir [62].

Bununla birlikte, CapsNet mimarisini modifiye ederek yeni konvolüsyon katmanlarını eklemek veya kapsül katmanlarının sayısını artırmak, karmaşık veri setlerinde modelin performansını önemli ölçüde iyileştirmeyebilir, hatta kimi zaman düşmesine neden olduğu gözlemlenmiştir [62]. Dolayısıyla, kapsül mimarilerine yeni katmanların veri setine uygun şekilde eklenmesi veya çıkarılması, geliştirilecek modelin performansını önemli miktarda etkileyebilir. Bu durum, modelin yapılandırılmasında dikkatli bir denge kurulması gerektiğini göstermektedir. Bu çalışmada, mevcut ESA yöntemleri ile kapsül ağlarının yöntemlerini birleştirerek EfficientNet ile iyileştirilmiş kapsül ağ modelleri oluşturulmuş ve HiCapsNet adı verilen yeni bir ESA yöntemi önerilmiştir. Bu yaklaşım, her iki yöntemin avantajlarını bir araya getirerek daha etkili ve verimli bir model geliştirmeyi hedeflemektedir.

HiCapsNet modelinde, CapsNet mimarisindeki konvolüsyon katmanı yerine daha karmaşık özellik haritalarını çıkarabilen EfficientNet modeli kullanılmıştır. EfficientNet modelinin son katmanından önceki katmanın çıktıları, CBAM dikkat mekanizmasına bağlanarak önemli özelliklerin daha belirgin hale gelmesi sağlanmıştır. Bu yaklaşım, modelin dikkatini kritik özelliklere yönlendirerek

performansını artırmayı hedeflemektedir. Ardından CBAM katmanından geçen matrisler PrimaryCaps olan kapsül katmanına uygun şekilde yeniden boyutlandırılmıştır. Son olarak model eğitimi süresi boyunca dinamik yönlendirme algoritması ile beraber PrimaryCaps katmandaki kapsüllerin tahmin vektörleri, SpermCaps katmandaki en uygun sperm kapsüllerine yönlendirilir. SpermCaps kapsüllerinin her biri ilgili veri setine ait sınıfları temsil etmektedir. HiCapsNet mimarisinin katman şeması Şekil 3.12'de gösterilmiştir.



Şekil 3.12 HiCapsNet mimarisi: EfficientNet, CBAM ve kapsül katmanları ana bileşenleri oluşturur.

3.4 Değerlendirme Metrikleri ve Analiz Yöntemleri

Derin öğrenme tabanlı uygulamalarda kullanılan modellerin başarısı, aynı zamanda yaklaşımlar arasındaki performans farklarını ölçmek için çeşitli metrikler kullanılarak değerlendirilmektedir.

Doğruluk, kesinlik , duyarlılık ve F1 skoru olmak üzere en yaygın olarak kullanılan değerlendirme parametrelerinden bazılarıdır.

Doğruluk, bir modelin tüm doğru tahminlerinin toplam tahminlerine oranıdır. Kesinlik ise modelin pozitif olarak tahmin ettiği örneklerin gerçek pozitif olanların oranı iken duyarlılık gerçek pozitif örneklerin model tarafından doğru şekilde tespit edilme oranıdır. F1 skoru, dengesiz veri setlerinde modelin performansını değerlendirmek için kullanılmaktadır. F1 skoru, kesinlik ve duyarlılık değerlendirme metrikleri arasında denge kurarak modelin hatalarını (yanlış pozitif ve negatif) tek bir metrikte değerlendirmektedir. Metriklere ait matematiksel ifadeler aşağıda verilmiştir.

$$\text{Doğruluk} = \frac{\text{Doğru Pozitif} + \text{Doğru Negatif}}{\text{Toplam Örnek}} \tag{3.7}$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{\text{Doğru Pozitif}}{\text{Doğru Pozitif} + \text{Yanlış Pozitif}} \tag{3.8}$$

$$\text{Duyarlılık} = \frac{\text{Doğru Pozitif}}{\text{Doğru Pozitif} + \text{Yanlış Negatif}} \tag{3.9}$$

$$\text{F1-Skoru} = \frac{2 \cdot \text{Kesinlik} \cdot \text{Duyarlılık}}{\text{Kesinlik} + \text{Duyarlılık}} \tag{3.10}$$

Bununla birlikte çalışma kapsamında, değerlendirme metriği olarak karışıklık matrisi (confusion matrix) veya hata matrisi kullanılmıştır. Karışıklık matrisi, özellikle sınıflandırma uygulamalarında modelin tahmin performansını gerçek değerlerle karşılaştırarak tek bir matris halinde görselleştirilmesini sağlamaktadır. Özellikle çoklu sınıflandırma uygulamalarında, karışıklık matrisi önemli bir değerlendirme aracı olarak öne çıkmaktadır. Ayrıca, doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru gibi performans metrikleri karışıklık matrisi yardımıyla kolayca hesaplanabilmektedir.

4
DENEYSEL SONUÇLAR VE ANALİZ

Derin öğrenme yöntemlerini kullanarak sperm görüntüleri üzerinde morfolojik analiz yapabilen otomatik bir sistemin oluşturulması, kısırlık tanısında önemli bir rol oynamaktadır. Sperm hücrelerinin morfolojik özelliklerini hızlı ve doğru bir şekilde değerlendirme yeteneğine sahip otomatik sistemler, klinisyenlere karar verme süreçlerinde daha doğru teşhisler yapmalarına olanak tanımaktadır. Bununla birlikte, otomatik morfolojik analiz süreci insan hatasını azaltarak daha güvenilir sonuçlar elde edilmesini sağlar.

Bu tez çalışmasında CapsNet, FixCaps ve bu kapsamda önerilen HiCapsNet olmak üzere üç farklı derin öğrenme mimarisi eğitilmiş ve farklı performans metrikleri üzerinden değerlendirilmiştir. Çalışma boyunca yüksek kaliteli sperm görüntülerini içeren ve sınıf çeşitliliği zengin olan Hi-LabSpermMorpho veri setine odaklanılmıştır. Bununla birlikte, FixCaps ve HiCapsNet modellerinin etkinliğini farklı veri setleri üzerinde analiz etmek için açık kaynak olan HuSHeM veri seti üzerinde değerlendirilmiştir. Ayrıca, Hi-LabSpermMorpho veri setinin farklı boyama teknikleri ile elde edilen sperm görüntüleri ayrı ayrı ele alınmış ve analiz edilmiştir.

Bu çalışmada, bahsi geçen derin öğrenme mimarilerinin en optimum durumlarını ve en iyi sonuçlarını elde edebilmek için ayrı ayrı modellerin hiperparametreleri detaylı bir şekilde incelenmiş ve değerlendirilmiştir. Bunun üzerine, Adamax, SGD ve RMSProp olmak üzere 3 farklı iyileme algoritması kullanılarak çalışma kapsamındaki derin öğrenme modelleri üzerindeki etkileri araştırılmıştır. Bir diğer hiperparametre olan öğrenme oranı için 10^{-3}, 10^{-4} ve 10^{-5} değerleri kullanılarak modellerin performansları analiz edilmiştir. Veri ön işleme olarak, çalışma boyunca kullanılan sperm veri setleri üzerinde herhangi bir veri artırma işlemi ve manuel müdahale uygulanmamıştır. Bununla birlikte, modellerin performanslarını veri setleri arasında daha güvenilir ve tutarlı bir şekilde değerlendirebilmek amacıyla eğitim sürecinde K-fold yöntemi kullanılmıştır. Bu kapsamda, hem Hi-LabSpermMorpho veri seti hem de HuSHeM veri seti için sperm görüntüleri

rastgele bir şekilde eğitim ve değerlendirme aşamaları için sırasıyla %80 ve %20 oranında ayrılmıştır. Bu yöntem, modellerin genelleme yeteneklerinin doğru bir şekilde değerlendirilebilmesini sağlamaktadır.

4.0.1 Genel Morfolojik Abnormalite Analizi

Bu bölümde, HuSHeM ve Hi-LabSpermMorpho DB3_v2 veri setlerinin genel morfolojik abnormalite analizi yapılmıştır. Tablo 4.1 HiCapsNet, FixCaps ve CapsNet modellerinin HuSHeM veri seti üzerinde farklı iyileme algoritmaları ve öğrenme oranlarına göre elde edilen doğruluk oranlarını göstermektedir. Bu tablo, her iki modelin farklı hiperparametre ayarlarına karşı performansını detaylı bir şekilde karşılaştırmaktadır. Buna göre, HiCapsNet %84,04 ile en yüksek doğruluk oranını elde ederek FixCaps ve CapsNet mimarilerini geride bırakmıştır. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, tüm modellerde farklı senaryolar için çoğu zaman eğitim adımının artmasının, doğruluk oranını belirgin bir şekilde artırdığı gözlemlenmiştir. Bu durum, daha uzun eğitim süreçlerinin çalışma kapsamında kullanılan modellerin öğrenme kapasitesini ve performansını olumlu yönde etkilediğini ortaya koymaktadır.

Bununla birlikte bu tez çalışması kapsamında, HuSHeM veri kümesi üzerinde sperm sınıfları arasındaki dengesizliği gidermek için veri artırma işlemi uygulanmıştır. Veri artırma aşamasında kırpma (cropping), ölçeklendirme (re-scaling), kaydırma (shearing), döndürme (rotation) ve aynalatma (flipping) gibi geleneksel veri artırma yöntemleri kullanılmıştır. Veri artırma işlemi sonucunda, eğitim veri setindeki her sınıf örneği 20 kat artırılmıştır. Daha sonra, artırılmış HuSHeM veri seti üzerinde HiCapsNet ve FixCapsNet modelleri farklı hiperparametre kombinasyonlarıyla analiz edilmiştir. Tablo 4.2 HuSHeM'in 20 kat artırılmış veri seti üzerindeki HiCapsNet ve FixCaps modellerinin doğruluk oranlarını karşılaştırmaktadır. Sonuçlar, veri artırma işlemi uygulanmamış HuSHeM veri setinde görüldüğü gibi HiCapsNet'in FixCaps mimarisine göre daha üstün performans gösterdiği ortaya koymaktadır. Bununla birlikte, veri artırma işlemi her iki modelin de genelleme yeteneğini artırarak daha yüksek doğruluk oranları elde edilmesini sağlamıştır.

HiCapsNet mimarisi, 4 sınıftan oluşan Hi-LabSpermMorpho DB3_v2 veri setleri üzerinde farklı hiperparametreler ile değerlendirilmiştir. Tablo 4.3 Hi-LabSpermMorpho BesLab boyama tekniği ile elde edilen DB3_v2_BesLab veri seti üzerinde HiCapsNet mimarisinin performansını detaylı şekilde göstermektedir. Bu analiz, farklı iyileme algoritmaları, öğrenme oranları ve eğitim adımlarının modelin doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru metrikleri üzerindeki etkilerini

ortaya koymaktadır. Tabloya göre HiCapsNet mimarisi, DB3_v2_BesLab üzerinde Adamax iyileme algoritması ve eğitim adımı 60 iken 10^{-4} öğrenme oranı ile en yüksek performansa ulaşmıştır. Benzer şekilde, HiCapsNet mimarisi RMSProp iyileme algoritması ile Adamax'ın aynı öğrenme oranı ve eğitim adımı altında oldukça rekabetçi sonuçlar elde etmiştir.

Daha kısa eğitim adımlarına sahip eğitim süreçlerinde HiCapsNet modeli, RMSProp iyileme algoritması ve 10^{-4} öğrenme oranı ile en yüksek doğruluk performansını göstermiştir. Aynı öğrenme oranı kullanılarak Adamax iyileme algoritmasıyla yapılan deneylerde ise HiCapsNet mimarisi, %81.65 doğruluk oranı ile RMSProp'a yakın sonuçlar elde etmiştir. Buna karşın, daha düşük öğrenme oranı (10^{-5}) ile RMSProp ve Adamax sırasıyla %73,83 ve %74,18 daha düşük doğruluk performansı sağladığı gözlemlenmiştir.

Öte yandan, önceki veri setlerinde gözlemlendiği gibi SGD iyileme algoritması ile HiCapsNet mimarisinin en düşük performans sergilediği görülmüştür. Bu durum SGD'nin karmaşık veri setlerinde yetersiz olduğunu vurgulamaktadır.

Tablo 4.1 HuSHeM veri seti üzerinde, HiCapsNet, FixCaps ve CapsNet modellerinin hiperparametrelerine bağlı olarak doğruluk oranlarının karşılaştırılması.

İterasyon	Optimizer	Öğrenme Oranı	HiCapsNet	FixCaps	CapsNet
20	Adamax	10^{-3}	0.5093	0.4493	0.2560
		10^{-4}	0.5463	0.3636	**0.2920**
		10^{-5}	0.2824	0.3681	0.2500
	SGD	10^{-3}	0.2546	0.3710	0.2185
		10^{-4}	0.2454	0.3764	0.2454
		10^{-5}	0.2593	0.3490	0.1910
	RMSProp	10^{-3}	0.2685	**0.4649**	0.2641
		10^{-4}	**0.6481**	0.3484	0.2454
		10^{-5}	0.2731	0.3724	0.2546
60	Adamax	10^{-3}	0.7040	**0.5649**	**0.3840**
		10^{-4}	0.8399	0.3987	0.3120
		10^{-5}	0.2687	0.4314	0.3443
	SGD	10^{-3}	0.2641	0.3901	0.3276
		10^{-4}	0.2453	0.3840	0.3276
		10^{-5}	0.2453	0.3521	0.3443
	RMSProp	10^{-3}	0.2686	0.5556	0.3636
		10^{-4}	**0.8404**	0.4356	0.3333
		10^{-5}	0.3337	0.3528	0.3276

Tablo 4.2 HiCapsNet ve FixCaps modellerinin farklı hiperparametrelerine göre HuSHeM veri setinin 20x artırılmış veri setindeki doğruluk oranlarının karşılaştırılması.

İterasyon	Optimizer	Öğrenme Oranı	HiCapsNet	FixCaps
20	Adamax	10^{-3}	0.5556	0.4584
		10^{-4}	**0.9028**	**0.5811**
		10^{-5}	0.8796	0.3433
	SGD	10^{-3}	0.2402	0.3207
		10^{-4}	0.1936	0.2723
		10^{-5}	0.2546	0.3597
	RMSProp	10^{-3}	0.5383	0.4904
		10^{-4}	0.8950	0.4356
		10^{-5}	0.8776	0.3933
60	Adamax	10^{-3}	0.7115	0.6006
		10^{-4}	0.8956	0.5383
		10^{-5}	0.8954	0.4618
	SGD	10^{-3}	0.2636	0.3734
		10^{-4}	0.2512	0.3933
		10^{-5}	0.2905	0.3570
	RMSProp	10^{-3}	0.4686	0.2546
		10^{-4}	**0.9198**	**0.7040**
		10^{-5}	0.8999	0.4356

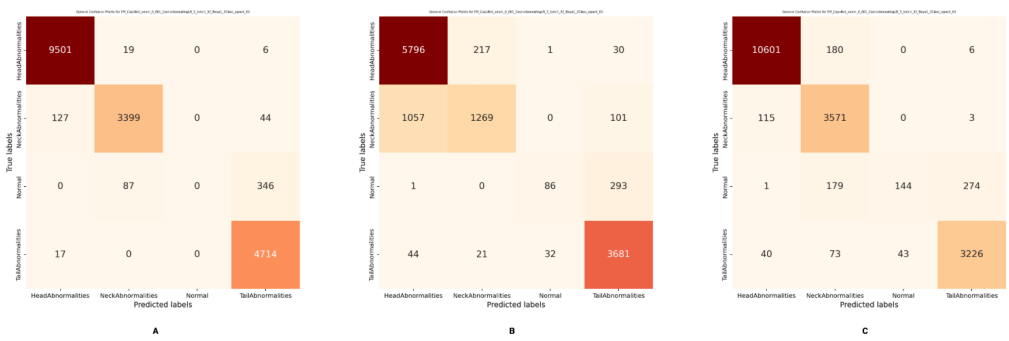
Ek olarak en yüksek doğruluk oranlarına bakıldığında kesinlik ve hassasiyet değerlerinin oldukça yüksek olması HiCapsNet modelinin yanlış sınıflandırma hatalarını minimize ettiğini ve hem pozitif hem de negatif sınıfları epey başarıyla ayırt edebildiğini göstermektedir.

Tablo 4.4 4.5 sırasıyla HiCapsNet modelinin DB3_v2_Histoplus ve DB3_v2_GBL veri setleri üzerindeki başarısının analizini göstermektedir. Eğitim iterasyonu 20 olarak belirlendiğinde HiCapsNet, en yüksek doğruluk oranına RMSProp iyileme algoritması ve 10^{-4} öğrenme oranı ile ulaşmıştır. Bu bağlamda, DB2_V2 ve DB3_V2 veri setleri üzerinde sırasıyla %83,97 ve %81,27 doğruluk oranları elde edilmiştir. Eğitim iterasyonu 60 olarak güncellendiğinde ise HiCapsNet aynı öğrenme oranı ile ancak farklı iyileme algoritması ile en yüksek başarı oranına ulaşmıştır. Buna göre, DB2_V2 ve DB3_V2 veri setleri için sırasıyla %96,46 ve %87,43 doğruluk oranları kaydedilmiştir.

Şekil 4.1, Hi-LabSpermMorpho DB3_v2_BesLab, DB3_v2_Histoplus ve DB3_v2_GBL veri setleri üzerinde elde edilen karışıklık matrislerini sunmaktadır.

Tablo 4.3 HiCapsNet mimarisinin, Hi-LabSpermMorpho DB3_v2_BesLab veri seti üzerinde elde ettiği performans metrikleri.

İter.	Optim.	Öğr. Oranı	Doğruluk	Kesinlik	Hassasiyet	F-Score
20	Adamax	10^{-3}	0.5845	0.3416	0.5845	0.4312
		10^{-4}	0.8165	0.8075	0.8165	0.8048
		10^{-5}	0.7418	0.6811	0.7418	0.6506
	SGD	10^{-3}	0.5845	0.3416	0.5845	0.4312
		10^{-4}	0.4018	0.4186	0.4015	0.4000
		10^{-5}	0.1712	0.4198	0.1712	0.1535
	RMSProp	10^{-3}	0.5845	0.3416	0.5845	0.4312
		10^{-4}	**0.8204**	0.8125	0.8204	0.8131
		10^{-5}	0.7383	0.5671	0.7384	0.6412
60	Adamax	10^{-3}	0.6942	0.5482	0.6941	0.5982
		10^{-4}	**0.9537**	0.9554	0.9537	0.9437
		10^{-5}	0.8712	0.8690	0.8712	0.8695
	SGD	10^{-3}	0.5845	0.3416	0.5845	0.4312
		10^{-4}	0.5846	0.5415	0.5846	0.4316
		10^{-5}	0.4306	0.3815	0.4305	0.3993
	RMSProp	10^{-3}	0.6770	0.5336	0.6771	0.5792
		10^{-4}	0.9505	0.9477	0.9505	0.9442
		10^{-5}	0.7920	0.7820	0.7920	0.7843



Şekil 4.1 HiCapsNet mimarisinin, Hi-LabSpermMorpho DB3_v2 veri setinin farklı boyama tekniklerine ait karışıklık matrisleri; A: Histoplus B: GBL C: BesLab.

Bu matrisler, Baş Anormallikleri, Boyun Anormallikleri, Normal ve Kuyruk Anormallikleri olarak adlandırılan dört sınıf için gerçek ve tahmin edilen sınıflar arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Histoplus boyama tekniğine ait karışıklık matrisinde, HiCapsNet modeli, Baş Anormallikleri sınıfı için 9.501 doğru pozitif ve Kuyruk Anormallikleri sınıfı için 4.714 doğru pozitif sonuçla güçlü bir performans sergilemiştir. Ancak normal sınıfa ait sperm örneklerinin önemli bir

kısmını kuyruk anomalisi olarak sınıflandırarak düşük başarı göstermiştir.

GBL boyama tekniği ile elde edilen veri setine ait karışıklık matrisinde ise genel olarak HiCapsNet modelinin daha düşük bir performans sergilediği gözlemlenmiştir. Örneğin, model, Baş Anormallikleri ve Boyun Anormallikleri sınıfları arasında karışıklığa yol açmış ve 1.057 sperm görüntüsünü yanlışlıkla Boyun Anormallikleri yerine Baş Anormallikleri olarak sınıflandırmıştır. Bu durum, GBL veri setinde modelin sınıflar arasındaki ayrımı yapmakta zorluk yaşadığını göstermektedir.

BesLab boyama tekniği ile elde edilen veri setinde ise HiCapsNet modeli, Baş Anormallikleri için 10.601 doğru pozitif ve Boyun Anormallikleri için 3.571 doğru pozitif tahmin ile diğer boyama tekniklerine göre daha iyi bir performans sergilemiştir. Ancak, tüm veri setlerinde Normal sınıfına ait sperm örnek sayısının diğer sınıflara göre oldukça düşük olması nedeniyle, HiCapsNet modeli Normal sperm görüntülerinin tahmininde yetersiz kalmıştır. Bu durum, sınıf dengesizliğinin model performansını olumsuz etkileyen önemli bir faktör olduğunu göstermektedir.

Tablo 4.4 HiCapsNet mimarisinin Hi-LabSpermMorpho DB3_v2_Histoplus veri seti üzerinde elde ettiği performans metrikleri.

İter.	Optim.	Öğr. Oranı	Doğruluk	Kesinlik	Hassasiyet	F-Score
20	Adamax	10^{-3}	0.7808	0.6142	0.7808	0.6862
		10^{-4}	0.8351	0.8262	0.8350	0.8203
		10^{-5}	0.7974	0.7739	0.7974	0.7509
	SGD	10^{-3}	0.5210	0.3763	0.5210	0.3758
		10^{-4}	0.3569	0.5700	0.3570	0.3310
		10^{-5}	0.3057	0.5651	0.3058	0.2932
	RMSProp	10^{-3}	0.7808	0.6203	0.7808	0.6883
		10^{-4}	**0.8397**	0.8315	0.8397	0.8290
		10^{-5}	0.7726	0.7523	0.7726	0.6921
60	Adamax	10^{-3}	0.7899	0.8153	0.7899	0.7100
		10^{-4}	**0.9646**	0.9425	0.9646	0.9532
		10^{-5}	0.8291	0.8188	0.8291	0.8149
	SGD	10^{-3}	0.5219	0.4342	0.5219	0.3583
		10^{-4}	0.5219	0.5874	0.5219	0.3603
		10^{-5}	0.2019	0.5702	0.2018	0.2175
	RMSProp	10^{-3}	0.7808	0.6156	0.7808	0.6867
		10^{-4}	0.9198	0.7040	0.9198	0.7040
		10^{-5}	0.8276	0.8173	0.8276	0.8132

Tablo 4.5 HiCapsNet mimarisinin Hi-LabSpermMorpho DB3_v2_GBL veri seti üzerinde elde ettiği performans metrikleri.

İter.	Optim.	Öğr. Oranı	Doğruluk	Kesinlik	Hassasiyet	F-Score
20	Adamax	10^{-3}	0.7777	0.6099	0.7777	0.6823
		10^{-4}	**0.8127**	0.8028	0.8127	0.8006
		10^{-5}	0.7523	0.5918	0.7523	0.6604
	SGD	10^{-3}	0.4786	0.2291	0.4786	0.3098
		10^{-4}	0.4786	0.3787	0.4786	0.3100
		10^{-5}	0.3479	0.3575	0.3480	0.3482
	RMSProp	10^{-3}	0.6580	0.5498	0.6582	0.5728
		10^{-4}	0.8039	0.7923	0.8039	0.7872
		10^{-5}	0.7504	0.5893	0.7504	0.6585
60	Adamax	10^{-3}	0.7777	0.6104	0.7777	0.6824
		10^{-4}	**0.8743**	0.8745	0.8743	0.8562
		10^{-5}	0.7925	0.7809	0.7925	0.7822
	SGD	10^{-3}	0.3868	0.2768	0.3869	0.2906
		10^{-4}	0.4069	0.4146	0.4068	0.3575
		10^{-5}	0.2671	0.3201	0.2671	0.2528
	RMSProp	10^{-3}	0.7777	0.6099	0.7777	0.6823
		10^{-4}	0.8576	0.8539	0.8577	0.8424
		10^{-5}	0.7824	0.7709	0.7824	0.7732

HiCapsNet mimarisinin Hi-LabSpermMorpho DB3_v2 veri setleri üzerinde farklı boyama tekniklerine bağlı model performansı incelendiğinde, Histoplus (DB3_v2_Histoplus) boyama tekniğinin en yüksek doğruluk oranına ulaştığı, ardından BesLab (DB3_v2_BesLab) tekniğinin geldiği ve GBL (DB3_v2_GBL) tekniğinin nispeten daha düşük doğruluk sunduğu gözlemlenmiştir. İyileme yöntemleri açısından değerlendirildiğinde, Adamax ve RMSProp algoritmaları, 10^{-4} öğrenme oranı ile HiCapsNet modeli için en yüksek başarı oranını sağlamıştır. Ancak, SGD iyileme algoritmasının kullanıldığı tüm senaryolarda, HiCapsNet modelinin en düşük performansı sergilediği belirlenmiştir.

4.0.2 Kapsamlı Morfolojik Abnormalite Analizi

Genel sperm morfolojik analizi kapsamında, sperm görüntüleri dört ana anomali sınıfına göre değerlendirilmiştir. Buna karşın, kapsamlı morfolojik abnormalite analizinde, Dünya Sağlık Örgütü'nün belirlediği tüm morfolojik anormallikleri içerecek şekilde daha ayrıntılı bir yaklaşım sunulmuştur. Bu doğrultuda, Hi-LabSpermMorpho DB3_v1 veri seti kullanılarak 18 sınıflı bir analiz

gerçekleştirilmiş ve sperm hücrelerindeki morfolojik bozukluklar daha detaylı bir şekilde incelenmiştir.

Hi-LabSpermMorpho DB3_v1 veri setinin farklı boyama teknikleri ile elde edilen sperm görüntüleri ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Tablo 4.7, 4.8 ve 4.9 HiCapsNet, FixCaps ve CapsNet mimarilerinin sırasıyla BesLab, Histoplus ve GBL boyama yöntemi ile elde edilen sperm görüntüleri üzerindeki detaylı hiperparametre analizine göre doğruluk oranlarını göstermektedir. Buna göre, HiCapsNet ve FixCaps ağlarında iterasyon adımlarının artışı ile beraber doğruluk oranlarında önemli ölçüde artış gözlemlenmiştir. Genel olarak HiCapsNet modelinin, tüm veri setlerinde ve hiperparametre kombinasyonlarında FixCaps ve CapsNet mimarilerine göre daha yüksek doğruluk oranları elde ettiği gözlemlenmektedir.

Ek olarak hem HiCapsNet hem de FixCaps ağının Adamax ve RMSProp optimizasyon algoritmaları ile en yüksek doğruluk oranlarına ulaştığı görünmektedir. En yüksek doğruluk oranları genellikle 10^{-4} öğrenme oranı ve 60 iterasyon hiperparametreleri ile elde edilmiştir. Bununla birlikte, öğrenme oranının en düşük seviyede seçildiği durumlarda, modellerin diğer öğrenme oranı değerlerine kıyasla daha düşük doğrulukta tahminler ürettiği gözlemlenmiştir. Bu durum, öğrenme oranının model performansı üzerindeki kritik etkisini vurgulamaktadır.

Tablo 4.6 HuSHeM sperm veri seti üzerinde yapılmış sperm morfoloji sınıflandırma çalışmalarının karşılaştırılması.

Çalışma	Yöntem	Doğruluk (%)
Shaker vd. 2017 [10]	Manuel Sperm Başı Döndürme 50×76 piksele kırpma Renk Uzayı Dönüştürme Sözlük Öğrenme	92.2
Riordon vd. 2019 [14]	Veri Çoğaltma VGG16 (ImageNet) ile Öğrenme Aktarması	94
Yuzkat vd. 2021 [37]	Veri Çoğaltma CNN Mimarileri Kullanarak Öğrenme Aktarması Karar Düzeyi Füzyonu	85.18
Ilhan vd. 2021 [12]	Veri Çoğaltma VGG16 ve GoogleNet (ImageNet + SMIDS) ile Öğrenme Aktarması Karar Düzeyi Füzyon (VGG16 + GoogleNet)	92.13
Yuzkat vd. 2021[31]	Veri Çoğaltma MobileNetV2 CNN mimarisi Renk Uzayı Dönüştürme	85
Spencer vd. 2022 [34]	Veri Çoğaltma Öğrenme Aktarması VGG16, VGG19, ResNet-34 ve DenseNet-161 Meta-sınıflandırıcı	98.2
Jabbari vd. 2022 [25]	ACGAN ile veri Çoğaltma CapsNet + GAN (Çekişmeli üretici ağ)	86.6
Aktas vd. 2023 [43]	Veri Çoğaltma CNN ve Dönüştürücüler Kullanarak Öğrenme Aktarması	90.85
HiCapsNet (önerilen yöntem)	Veri Çoğaltma (EfficientMedium + CapsNet)	91.98

Tablo 4.7 Hi-LabSpermMorpho DB3_v1_BesLab veri seti üzerinde, HiCapsNet, FixCaps ve CapsNet modellerinin hiperparametrelerine bağlı olarak doğruluk oranlarının karşılaştırılması.

İterasyon	Optimizer	Öğrenme Oranı	HiCapsNet	FixCaps	CapsNet
20	Adamax	10^{-3}	0.2518	0.2879	**0.3050**
		10^{-4}	0.6132	0.1936	0.2670
		10^{-5}	0.4261	0.1923	0.1923
	SGD	10^{-3}	0.1763	0.0672	0.0232
		10^{-4}	0.1059	0.0565	0.0712
		10^{-5}	0.0884	0.0537	0.0945
	RMSProp	10^{-3}	0.2402	**0.3469**	0.2432
		10^{-4}	**0.6169**	0.1960	0.2260
		10^{-5}	0.3832	0.1816	0.2960
60	Adamax	10^{-3}	0.3902	**0.4304**	0.3533
		10^{-4}	**0.8435**	0.2213	0.3550
		10^{-5}	0.5587	0.1947	0.2536
	SGD	10^{-3}	0.1779	0.0823	0.0776
		10^{-4}	0.0782	0.0576	0.1076
		10^{-5}	0.0856	0.0566	0.1350
	RMSProp	10^{-3}	0.3570	0.4069	**0.3789**
		10^{-4}	0.8052	0.2112	0.3220
		10^{-5}	0.5493	0.1905	0.3645

4.7, 4.8 ve 4.9 tablolarına bakıldığında, dikkat çeken bir diğer önemli bulgu, SGD iyileme algoritmasının eğitilen her 3 derin öğrenme yönteminde düşük performans göstermesidir. Ancak genel olarak, SGD iyileme algoritmasıyla elde edilen sonuçlar, sınıf sayısı arttığında veya kapsül ağ modelinin parametre sayısı veri setindeki sınıf sayısına kıyasla yetersiz kaldığında önemli ölçüde düşük performans göstermiştir. Bunun temel nedeni, öğrenme sürecinde optimizasyon aşamasında SGD iyileme algoritmasının modelin karmaşıklığına yeterince adapte olamaması ve bu nedenle yerel minimum noktalara takılmasıdır.

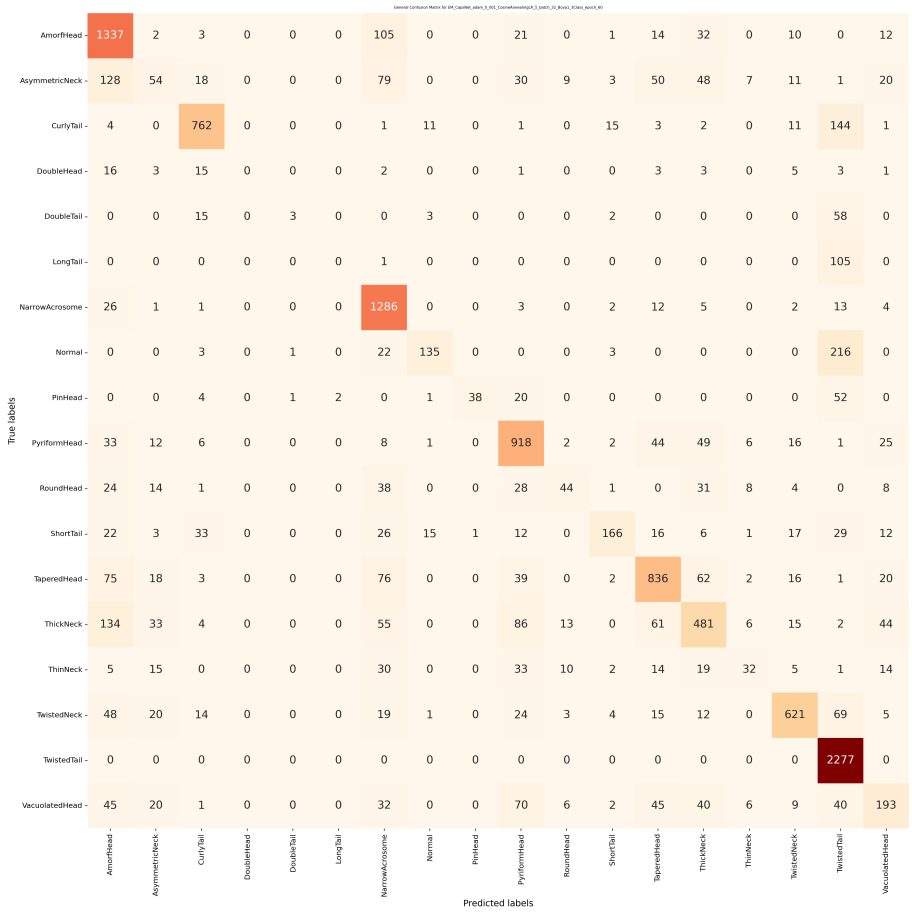
Elde edilen sonuçlara bakıldığında kapsül ağlarının ilk mimarisi olarak önerilmiş CapsNet ağı ile diğer FixCaps ve HiCapsNet ağlarına göre daha düşük sonuçların elde edildiği kaydedilmiştir. Buna göre, en temel kapsül mimarisi olan CapsNet modelinin sperm morfoloji analizi gibi karmaşık ve detaylı veri setleri üzerinde yetersiz kalabileceği gözlemlenmiştir. Ancak bu sınırları aşmak için kapsül mimarilerinde, kullanılan veri setinin özelliklerine uygun olarak kapsül katmanlarının veya evrişim katmanlarının sayısının artırılması gibi yapısal değişikliklerin ilgili modelin performansını önemli ölçüde iyileştirebileceği

gözlemlenmiştir.

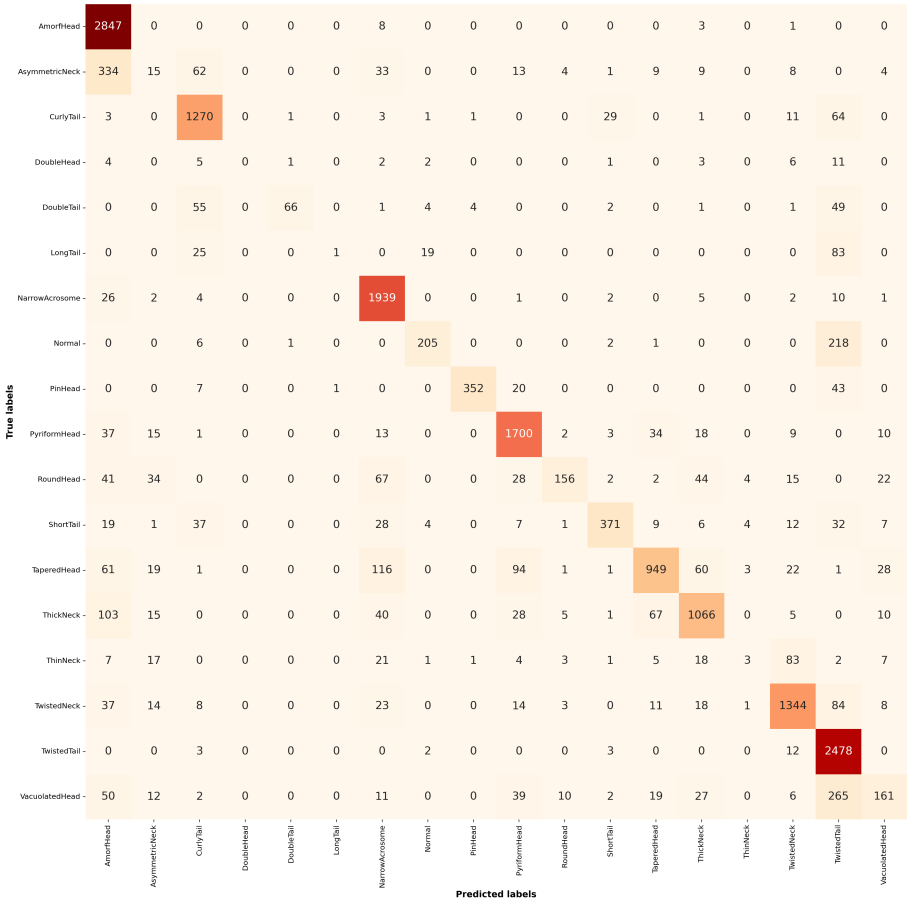
Kapsül ağlarının, ESA'lara kıyasla, görüntü işleme uygulamalarında ilgili nesne hakkında daha fazla bilgi edinme ve nesnenin oluştuğu parçalar ile bu parçalar arasındaki ilişkileri tespit etme konusunda daha başarılı oldukları gözlemlenmiştir. Başka bir deyişle, kapsül ağları temel olarak tersine görselleştirme yöntemi kullanarak nesnelerin parçalarını ve bu parçaların ilişkilerini öğrenmeye çalışmaktadır. Ancak, karmaşık veri setleri için temel kapsül mimarileri ile istenen sonuçların elde edilmesi zorlu olabilmektedir. Özellikle sperm görüntüleri gibi sınıflar arasında yüksek benzerlik gösteren veri setlerinde düşük doğruluk oranları ile sonuçlanmaktadır. Bu durum, kapsül mimarilerinin karmaşık ve ince farklılıklar içeren veri setleri üzerinde optimize edilmesi gerektiğini ortaya koymaktadır. Bu tez çalışmasında önerilen HiCapsNet modeli, ESA mimarisi olan EfficientNet ile temel kapsül ağ mimarisi CapsNet'in birleşiminden oluşmaktadır. Bu birleşim, her iki mimarinin güçlü yönlerini bir araya getirerek sperm görüntü analizi için hızlı, açıklanabilir ve genelleme yeteneği yüksek bir model tasarlamayı amaçlamaktadır.

Tablo 4.8 Hi-LabSpermMorpho DB3_v1_Histoplus veri seti üzerinde, HiCapsNet, FixCaps ve CapsNet modellerinin hiperparametrelerine bağlı olarak doğruluk oranlarının karşılaştırılması.

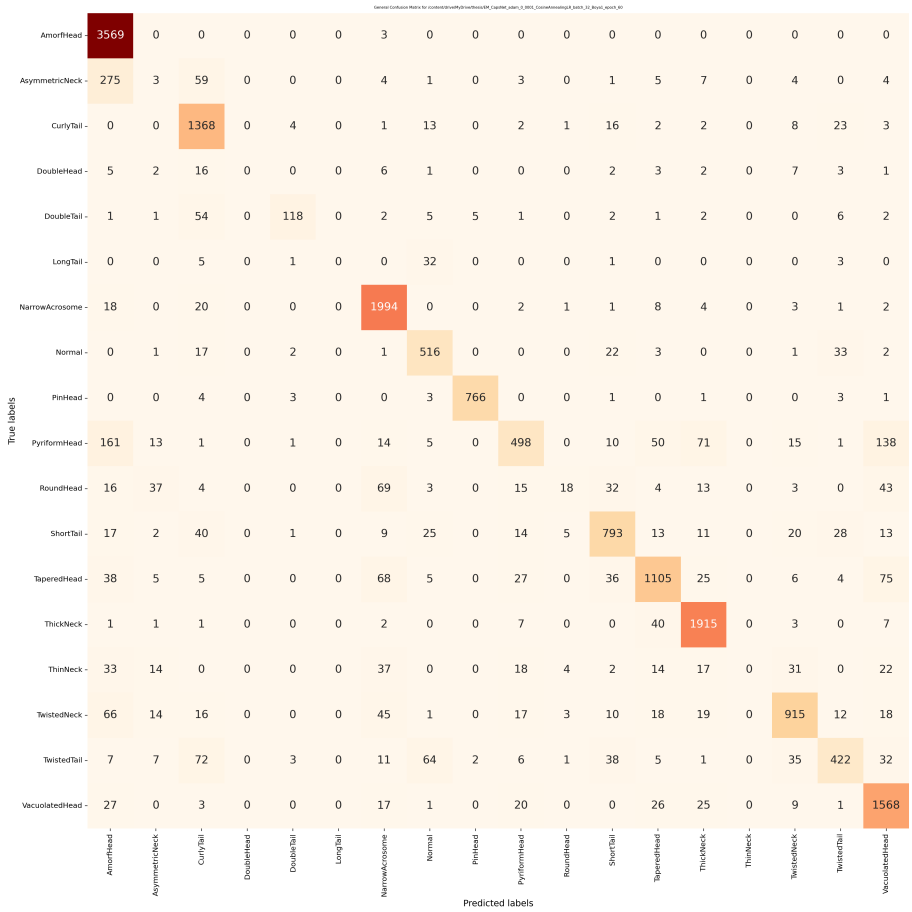
İterasyon	**Optimizer**	**Öğrenme Oranı**	**HiCapsNet**	**FixCaps**	**CapsNet**
20	Adamax	10^{-3}	0.3888	0.4223	**0.3358**
		10^{-4}	**0.6465**	0.2855	0.3233
		10^{-5}	0.4897	0.2543	0.1386
	SGD	10^{-3}	0.1251	0.0679	0.0397
		10^{-4}	0.0471	0.0603	0.0565
		10^{-5}	0.0481	0.0602	0.0935
	RMSProp	10^{-3}	0.3280	**0.4225**	0.3143
		10^{-4}	0.6381	0.2643	0.2274
		10^{-5}	0.4619	0.2547	0.2081
60	Adamax	10^{-3}	0.5396	**0.5347**	**0.3932**
		10^{-4}	**0.8173**	0.2983	0.2610
		10^{-5}	0.6129	0.2488	0.2749
	SGD	10^{-3}	0.1379	0.1036	0.0996
		10^{-4}	0.1082	0.0674	0.0652
		10^{-5}	0.0602	0.0582	0.0646
	RMSProp	10^{-3}	0.4711	0.5043	0.3326
		10^{-4}	0.8090	0.2950	0.3556
		10^{-5}	0.6060	0.2545	0.3230



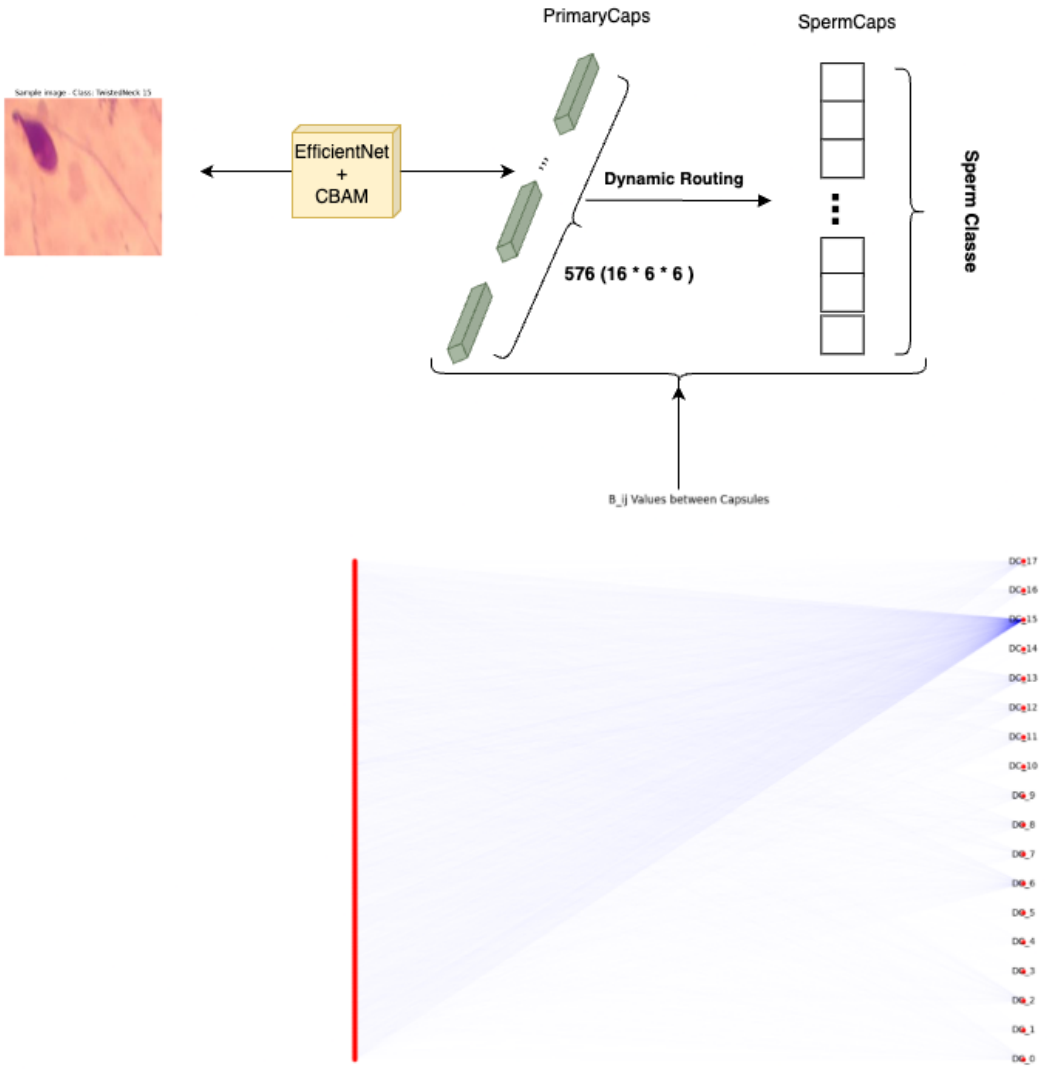
Şekil 4.2 HiCapsNet ile DB3_v1_GBL veri setinde elden edilen en yüksek doğruluk oranına ait confusion matrix.



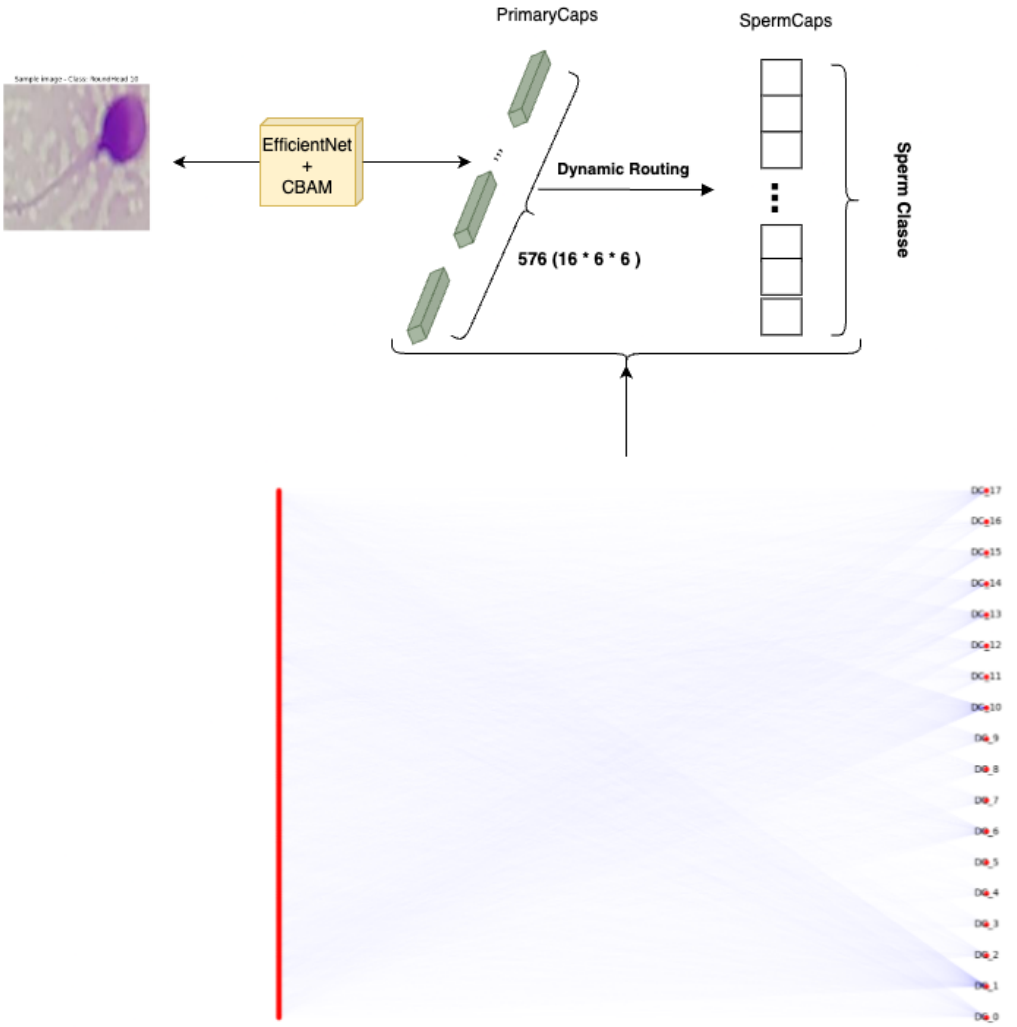
Şekil 4.3 HiCapsNet ile DB3_v1_Histoplus veri setinde elden edilen en yüksek doğruluk oranına ait confusion matrix.



Şekil 4.4 HiCapsNet ile DB3_v1_BesLab veri setinde elden edilen en yüksek doğruluk oranına ait confusion matrix.



Şekil 4.5 HiCapsNet modelinin doğru sınıflandırma durumunda dinamik yönlendirme algoritmasının anlaşma katsayılarının kapsül katmanları arasındaki bağlantıları.



Şekil 4.6 HiCapsNet modelinin yanlış sınıflandırma durumunda dinamik yönlendirme algoritmasının anlaşma katsayılarının kapsül katmanları arasındaki bağlantıları.

Tablo 4.9 Hi-LabSpermMorpho DB3_v1_GBL veri seti üzerinde, HiCapsNet, FixCaps ve CapsNet modellerinin hiperparametrelerine bağlı olarak doğruluk oranlarının karşılaştırılması.

İterasyon	Optimizer	Öğrenme Oranı	HiCapsNet	FixCaps	CapsNet
20	Adamax	10^{-3}	0.3039	**0.3299**	0.2503
		10^{-4}	**0.5924**	0.2055	**0.3070**
		10^{-5}	0.3966	0.2778	0.2483
	SGD	10^{-3}	0.1474	0.0721	0.1020
		10^{-4}	0.0181	0.0639	0.0530
		10^{-5}	0.0450	0.0573	0.0482
	RMSProp	10^{-3}	0.3025	0.3242	0.2897
		10^{-4}	0.5922	0.2415	0.2140
		10^{-5}	0.3709	0.2787	0.1897
60	Adamax	10^{-3}	0.4698	**0.4744**	0.3154
		10^{-4}	**0.7271**	0.3003	0.2690
		10^{-5}	0.5472	0.2763	0.2419
	SGD	10^{-3}	0.1658	0.1032	0.0920
		10^{-4}	0.0397	0.0664	0.0370
		10^{-5}	0.0463	0.0614	0.0520
	RMSProp	10^{-3}	0.3847	0.4680	0.3621
		10^{-4}	0.6922	0.2983	0.3420
		10^{-5}	0.5295	0.2787	**0.3883**

Tablo 4.10 HiCapsNet mimarisinin, Hi-LabSpermMorpho DB3_v1 veri setinin BesLab, Histoplus ve GBL boyama versiyonları üzerinde elde ettiği en yüksek doğruluk oranları.

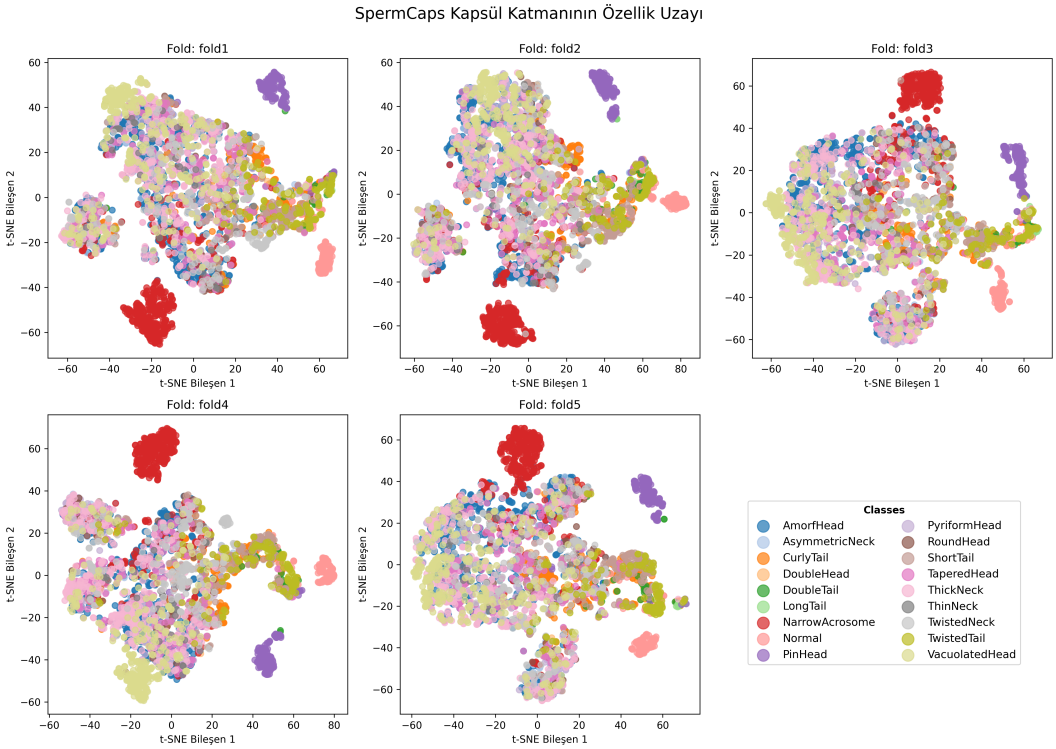
Veri Seti	Optimizer	İterasyon	Öğrenme Oranı	Doğruluk
BesLab	Adamax	60	10^{-4}	0.8435
Histoplus	Adamax	60	10^{-4}	0.8173
GBL	Adamax	60	10^{-4}	0.7271

EfficientNet mimarisi, sperm görüntüleri üzerindeki global desenleri en uygun ağ ölçeği ile çıkarma kapasitesine sahiptir. Başka bir deyişle, EfficientNet veri setine adapte olarak ağın derinliğini, genişliğini ve çözünürlüğünü dengeli bir şekilde ölçeklendirebilmekte ve bu sayede global desenleri etkili bir şekilde ortaya çıkarmaktadır. HiCapsNet mimarisi, temel CapsNet mimarisinden farklı olarak, giriş katmanından sonraki ilk evrişim katmanında EfficientNet'in güçlü özellik çıkarma becerisinden yararlanmaktadır. Bu yaklaşım, kapsül katmanları için daha geniş ve ayırt edici özellikler elde edilmesini sağlamayı hedeflemektedir.

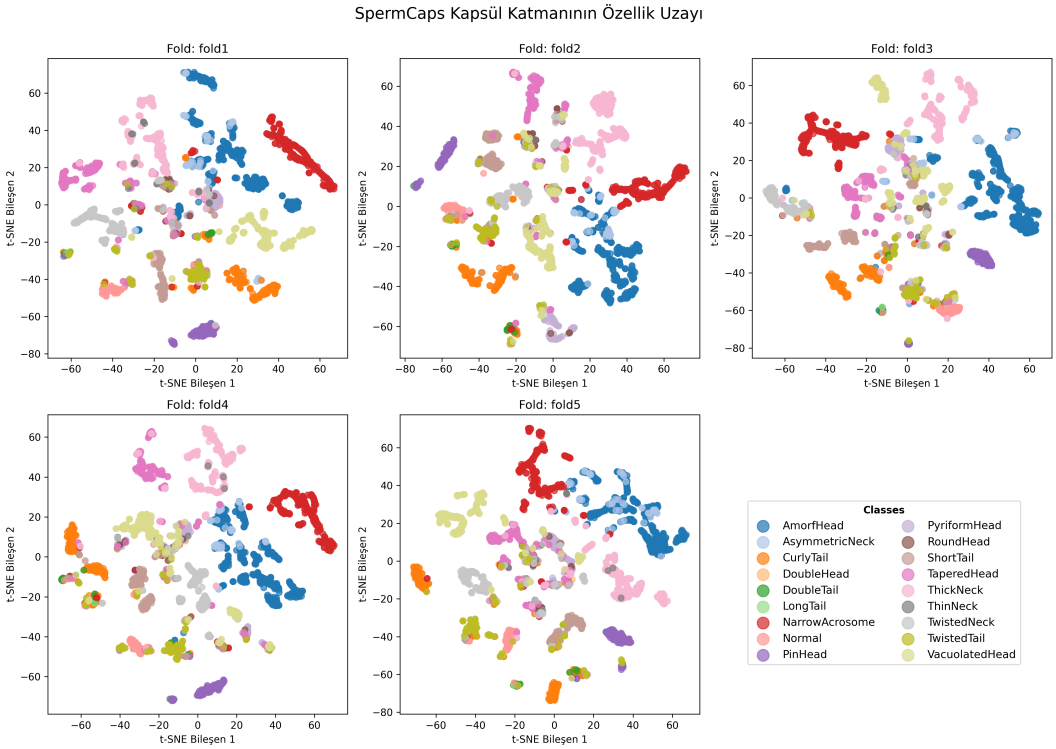
Böylece, modelin sperm görüntü analizi gibi karmaşık uygulamalarda daha yüksek performans göstermesi amaçlanmıştır. Dolayısıyla, HiCapsNet mimarisinin hem FixCaps hem de CapsNet ağlarına kıyasla sperm görüntülerinin etiketlerini daha güçlü ve doğru bir şekilde tahmin ettiği gözlemlenmiştir. Şekil 4.8, 4.9 sırasıyla DB3_v1_BesLab ve DB3_v1_GBL veri setlerine ait HiCapsNet modelinin sperm kapsül katmanının özellik uzayını göstermektedir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde her iki veri setinde sperm sınıfları oldukça belirli kümeler halinde gruplanmış olduğu görülmektedir. Özellikle DB3_v1_BesLab veri setinde, amorf baş ile asimetrik boyun sperm sınıfları net bir şekilde ayrıldığı gözlemlenmektedir. Öte yandan, DB3_v1_GBL veri setinde HiCapsNet modeli, çift baş ve kıvrımlı kuyruk sınıflarını diğer sperm sınıflarına kıyasla daha belirgin şekilde ayırabildiği görülmektedir.

Bununla birlikte, Şekil 4.7'de de gösterildiği üzere FixCaps modeli ile HiCapsNet modeli karşılaştırıldığında FixCaps'in DB3_v1_BesLab veri setinin sperm sınıf kümeleri daha dağınık ve örtüşen bir yapı sergilediği görülmektedir. Bu durum FixCaps modelinin sperm sınıflarını ayırt etme performansının HiCapsNet modeline kıyasla daha düşük olduğunu ve dolayısıyla genelleme yeteneğinin daha sınırlı olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte, FixCaps modeli dar akrozom ve iğne baş sınıflarını diğer veri setindeki sınıflara kıyasla daha belirgin bir şekilde ayırt edebildiği görülmektedir.

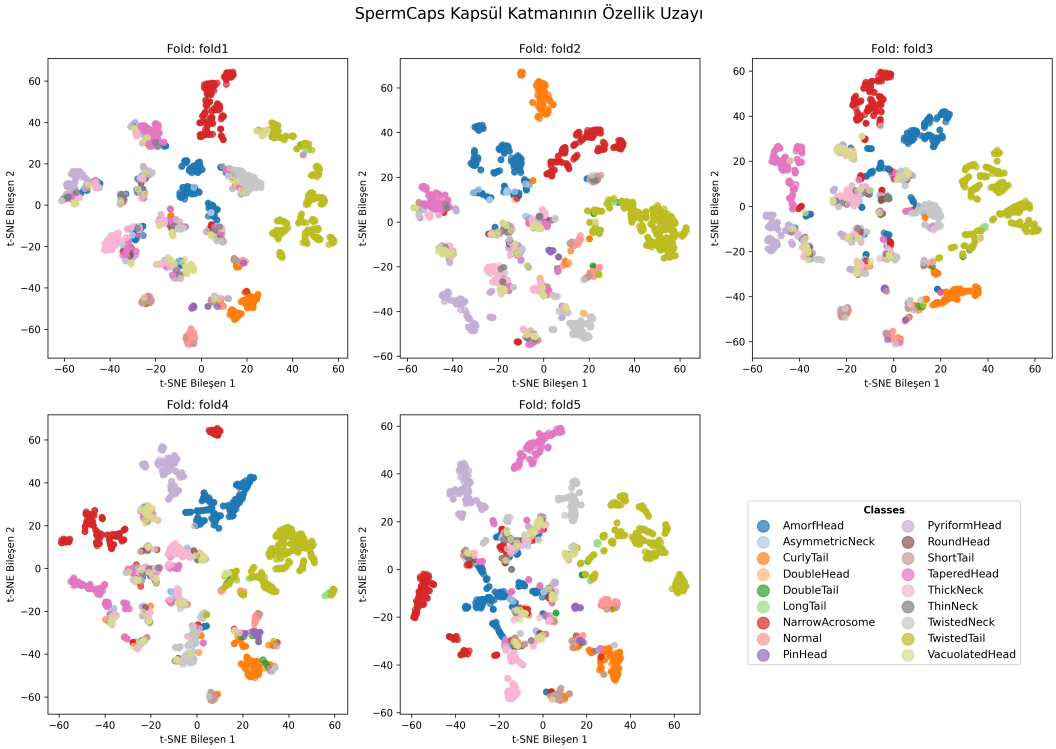
HiCapsNet mimarisinde kapsül katmanları arasında, girdinin hangi sınıfa ait olduğunu doğru bir şekilde tahmin edebilmek için alt katmandaki kapsüller, üst katmandaki kapsüllere ne ölçüde katkı sağlamaları gerektiğini dinamik yönlendirme yöntemi ile belirlemektedir. Bu yöntem, kapsüller arasındaki uyumu (agreement) değerlendirerek yönlendirme katsayılarını (routing coefficients) dinamik olarak ayarlar ve böylece bilgi, doğru bir şekilde üst katmandaki kapsüllere aktarılır. Bununla birlikte dinamik yönlendirme yöntemi, modelin sınıflandırma doğruluğunu etkileyen kritik bir bileşendir. Dinamik yönlendirme algoritmasında, iki katman arasındaki kapsüllerin uyumu, başka bir deyişle bağlantıların ağırlığını ifade eden b_{ij} katsayısı ile modellenmiştir. Bu katsayı, alt katmandaki kapsüllerin girdilere bağlı olarak üst katmandaki hangi kapsüle daha fazla katkı sağladığını belirlemektedir. Bu süreç, her bir alt katman kapsülünün tahmin vektörlerinin doğru üst katman kapsüllerine yönlendirilmesini sağlayarak modelin öğrenme ve tahmin doğruluğunu artırır. b_{ij} katsayısının dinamik olarak güncellenmesi, kapsüller arası bağlantıların verimli bir şekilde optimize edilmesini mümkün kılmaktadır. Şekil 4.5 HiCapsNet'in doğru tahmin yapabildiği senaryonun dinamik yönlendirme algoritmasının anlaşma katsayısının kapsül katmanları arasındaki bağlantılarını göstermektedir.



Şekil 4.7 FixCaps modelinin DB3_v1_BesLab veri seti için t-SNE yöntemi ile görselleştirilmiş sperm sınıflarına ait kapsül katmanı özellik uzayı

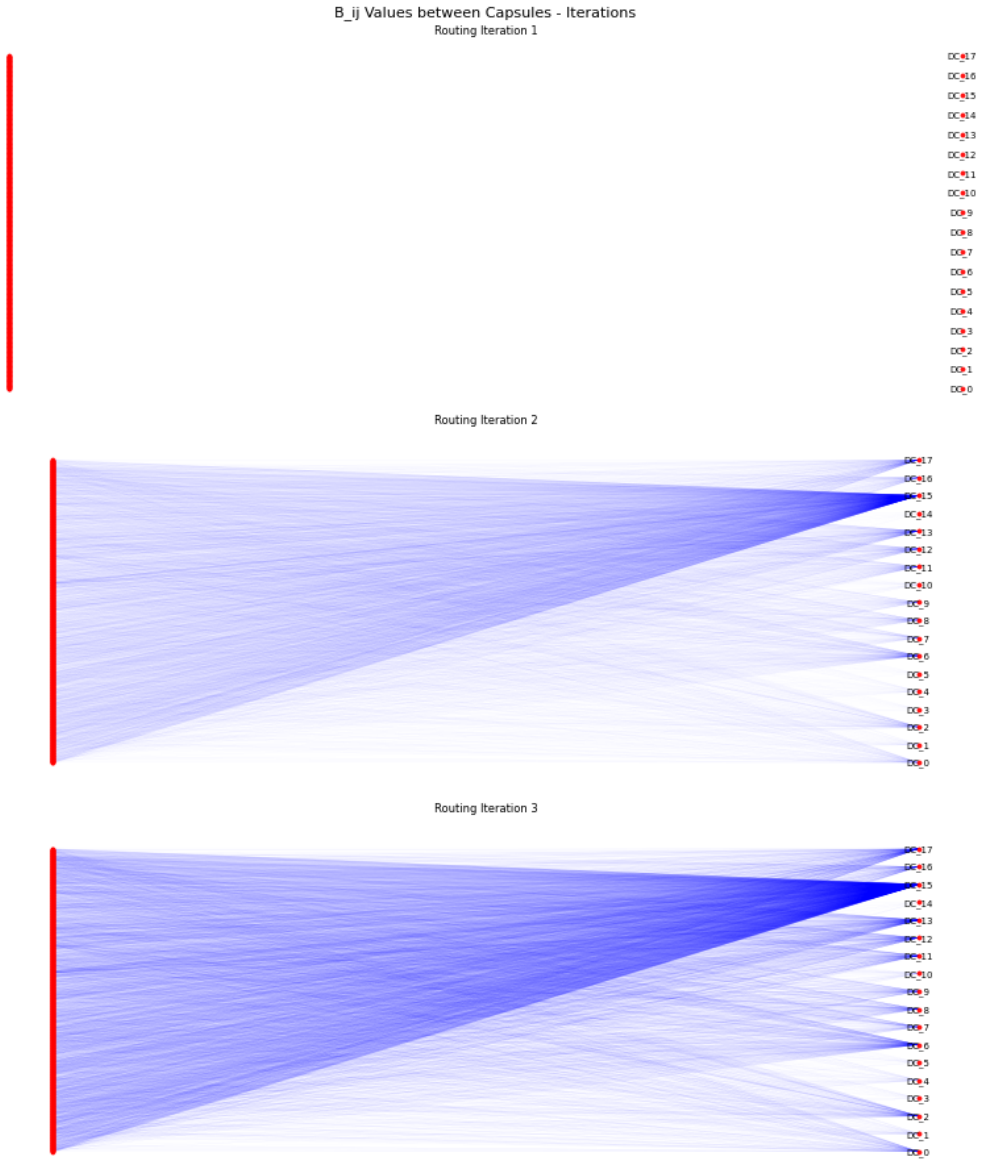


Şekil 4.8 HiCapsNet modelinin DB3_v1_BesLab veri seti için t-SNE yöntemi ile görselleştirilmiş sperm sınıflarına ait kapsül katmanı özellik uzayı



Şekil 4.9 HiCapsNet modelinin DB3_v1_GBL veri seti için t-SNE yöntemi ile görselleştirilmiş sperm sınıflarına ait kapsül katmanı özellik uzayı

Bu bağlantılar, yönlendirme aşamasında belirlenen iterasyon sayısı boyunca her adımda güncellenmektedir. Yönlendirme iterasyonlarının sayısı genellikle 3, 5, 7 gibi tek sayılar olarak belirlenir ve global bir değişken olarak tanımlanabilir. Her iterasyonda, kapsüller arasındaki bağlantıların nasıl değiştiği ve bu değişimlerin bağlantı ağırlıklarına etkisi Şekil 4.10'de görsel olarak sunulmaktadır. Bu güncellemeler, kapsüller arasındaki uyumun (agreement) her iterasyonda optimize edilmesini ve yönlendirme sürecinin daha doğru sonuçlar üretmesini sağlamaktadır. Buna göre dinamik yönlendirme algoritmasında, iterasyon başlangıcında bağlantı değerleri (uyum olasılıkları), tüm kapsüller için eşit olarak dağıtılmıştır ($b_{ij} = 0$). Başka bir deyişle, başlangıçta her bir alt katman kapsülünün üst katman kapsüllerine katkı sağlama olasılığı eşit kabul edilir. Bu olasılıklar, iterasyon sürecinde güncellenerek kapsüller arasındaki uyum (agreement) seviyelerine göre optimize edilir. Şekil 4.5'de gösterilen sperm görüntüsü için alt katmandaki kapsüller tahminlerini gerçekleştirirken üst katmandaki sınıfa ait kapsüle daha güçlü olasılıklarla katkı sağlamış ve bu sayede girdinin hangi sınıfa ait olduğunu doğru bir şekilde tahmin etmiştir. HiCapsNet modelinin sperm görüntülerini yanlış sınıflandırdığı durumlarda, iki kapsül katmanı arasındaki uyum ağırlıklarının, Şekil 4.6'de gösterildiği üzere, tek bir sınıfa yoğunlaşmak yerine birden fazla sınıfa dağıldığı gözlemlenmektedir.



Şekil 4.10 Dinamik yönlendirme algoritmasında, her iterasyonda değişen bağlantı değerleri (uyum olasılıkları).

Tablo 4.11 Hi-LabSpermMorpho veri seti üzerindeki yapılan çalışmalarda kullanılan yöntemlerin karşılaştırılması.

Boyama Yöntemi	Veri Kümesi	Model	Doğruluk (%)
BesLab	DB3_v1 (18 sınıf)	EfficientNetV2-M [41]	65.05
		CapsNet	37.89
		FixCaps	43.04
		HiCapsNet (önerilen yöntem)	**84.35**
	DB3_v2 (4 sınıf)	EfficientNetV2-M [41]	86.21
		HiCapsNet (önerilen yöntem)	**95.37**
Histoplus	DB3_v1	EfficientNetV2-M [41]	67.42
		CapsNet	39.32
		FixCaps	53.47
		HiCapsNet (önerilen yöntem)	**81.73**
	DB3_v2	EfficientNetV2-M [41]	88.14
		HiCapsNet	**96.46**
GBL	DB3_v1	EfficientNetV2-M [41]	63.58
		CapsNet	38.83
		FixCaps	47.44
		HiCapsNet (önerilen yöntem)	**72.71**
	DB3_v2	EfficientNetV2-M [41]	84.92
		HiCapsNet (önerilen yöntem)	**87.43**

Bununla birlikte, bu tez çalışması kapsamında dinamik yönlendirme iterasyonlarının kapsül ağlarının performansı üzerindeki etkisi araştırılmıştır. Literatürde kapsül ağlarıyla yapılan önceki çalışmalarda olduğu gibi bu çalışmada önerilen mimariler için de en ideal iterasyon sayısının 3 olduğu belirlenmiştir [26]. İterasyon sayısının 5 veya 7 olarak artırılması durumunda, önerilen kapsül ağlarında herhangi bir performans artışı gözlemlenmemiş, aksine iterasyon sayısındaki artışın daha uzun eğitim sürelerine yol açtığı tespit edilmiştir.

5
SONUÇ

Sperm morfolojik analizinde, manuel ve geleneksel yöntemlerin getirdiği tutarsız sonuçları, zaman alıcılığı ve uygulama zorluklarını aşmak amacıyla son yıllarda derin öğrenme tabanlı birçok çalışma yapılmış ve bu alandaki araştırmalar hızla devam etmektedir. Bununla birlikte, çalışmalarda kullanılan açık kaynak veri setlerinin azlığı, anormal sınıflara ait sperm görüntülerinin yetersizliği ve veri kalitesinin düşüklüğü, derin öğrenme yöntemlerinin performansını olumsuz etkilemektedir.

Sperm morfolojisi alanında, özellikle anormal sınıflara ait yeterli ve çeşitli gerçek veri setlerinin eksikliği, modellerin eğitim süreçlerini ve doğruluk performansını olumsuz yönde etkilemiştir. Mevcut derin öğrenme modellerinin farklı durumlar için istenen düzeyde doğruluk ve hassasiyet sağlayamadığı görülmüştür. Bu durumun temel nedenleri arasında, modellerin karmaşıklığı ve veri kalitesindeki yetersizlikler öne çıkmaktadır. Bu sorunlar, derin öğrenme tabanlı yaklaşımların sperm morfolojisi analizinde daha etkili ve güvenilir hale gelebilmesi için veri seti geliştirme ve model optimizasyonu çalışmalarının önemini vurgulamaktadır.

Derin öğrenme, insan sperm morfolojisi analizinde, özellikle sürecin otomatikleştirilmesi ve standartlaştırılması açısından önemli ilerlemeler sağlamıştır. Bununla birlikte, gerçek veri setlerinin sınırlı olması ve bazı durumlarda yüksek başarı oranlarına ulaşılamaması gibi eksiklikler dikkat çekmektedir. Bu çalışma kapsamında, CapsNet, FixCaps ve HiCapsNet olmak üzere üç farklı derin öğrenme yönteminin sperm morfoloji analizindeki sonuçları değerlendirilmiştir. Tablo 4.11 ve 4.6 sırasıyla Hi-LabSpermMorpho ve HuSHeM veri setlerinde literatürde kullanılmış yöntemleri karşılaştırmaktadır. Buna göre, ESA ve kapsül ağlarının birleşiminden oluşan HiCapsNet yöntemi, hem açık kaynak sperm veri seti olan HuSHeM üzerinde hem de literatürde yeni ve anormal sperm sınıflarının neredeyse tamamını içeren Hi-LabSpermMorpho veri seti üzerinde, diğer modeller olan FixCaps ve CapsNet'i doğruluk oranı açısından önemli ölçüde geride bırakmıştır.

Bu tez çalışmasında önerilen HiCapsNet yöntemi, EfficientNet yönteminin ilgili nesnenin ince detaylarını çıkarma yeteneği ile bu detayların ve parçalar arasındaki ilişkilerin korunmasını sağlayan kapsül ağlarının birleşimi sayesinde, diğer kapsül ağlarından daha güçlü bir performans sergileyerek sperm morfoloji analizinde üstün başarı göstermiştir.

Gelecek çalışmalarda, Hi-LabSpermMorpho veri setindeki sınıf dengesizliğini gidermek amacıyla çeşitli veri artırma yöntemleri incelenebilir. Veri artırma teknikleri, veri setindeki sınıflar arasında daha dengeli bir dağılım sağlayarak derin öğrenme modellerinin genelleme performansını iyileştirebilir.

Bunun yanı sıra, kapsül ağlarında kullanılan dinamik yönlendirme algoritmasının optimizasyonuna yönelik farklı yaklaşımlar araştırılabilir. Alternatif olarak, dinamik yönlendirme yöntemine kıyasla daha optimize edilmiş ve tutarlı sonuçlar üretebilecek yeni yöntemlerin geliştirilmesi, gelecekteki çalışmalar için önemli bir araştırma alanı olabilir.

KAYNAKÇA

[1] *1 in 6 people globally affected by infertility: WHO*, https://www.who.int/news/item/04-04-2023-1-in-6-people-globally-affected-by-infertility/.

[2] R. K.-K. Lee ve diğ., "Sperm morphology analysis using strict criteria as a prognostic factor in intrauterine insemination," *International Journal of Andrology*, c. 25, no. 5, ss. 277–280, 2002.

[3] P. Brennan A. Silman, "Statistical methods for assessing observer variability in clinical measures," *BMJ: British Medical Journal*, c. 304, no. 6840, s. 1491, 1992.

[4] M. Bendayan F. Boitrelle, "Computer-Assisted Semen Analysis (CASA)," içinde *Human Semen Analysis*, A. Agarwal, F. Boitrelle, R. Saleh R. Shah, ed., Springer, 2024, [insert page range]. doı: 10.1007/978-3-031-55337-0_16.

[5] 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*, c. 88, no. 2, ss. 56–60, Şub. 2017.

[6] I. Goodfellow, Y. Bengio A. Courville, *Deep Learning*. MIT Press, 2016.

[7] G. Litjens ve diğ., "A survey on deep learning in medical image analysis," *Medical Image Analysis*, c. 42, ss. 60–88, 2017.

[8] F. Ghasemian ve diğ., "Automated human sperm detection and segmentation in microscopic images using deep learning," *Journal of Medical Imaging*, c. 2, no. 4, s. 047 001, 2015.

[9] V. Chang ve diğ., "Challenges in deep learning-based sperm morphology analysis: Class imbalance and image artifacts," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, c. 68, no. 3, ss. 987–995, 2021.

[10] 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*, c. 91, ss. 74–80, 2017. doı: 10.1016/j.compbiomed.2017.10.010.

[11] V. Chang, A. Garcia, N. Hitschfeld S. Härtel, "Gold-standard for computer-assisted morphological sperm analysis," *Computers in Biology and Medicine*, c. 83, ss. 143–150, 2017. doı: 10.1016/j.compbiomed.2017.02.002.

[12] H. O. İlhan G. Serbes, "Sperm morphology analysis by using the fusion of two-stage fine-tuned deep networks," *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022.

[13] H. O. Ilhan, I. O. Sigirci G. Serbes, "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*, c. 58, ss. 1047–1068, 2020. doı: 10.1007/s11517-020-02112-5.

[14] J. Riordon, C. McCallum D. Sinton, "Deep learning for the classification of human sperm," *Computers in Biology and Medicine*, c. 115, s. 103 488, 2019. doı: 10.1016/j.compbiomed.2019.103488.

[15] J. Auger, P. Jouannet F. Eustache, "Another look at human sperm morphology," *Human Reproduction*, c. 31, no. 1, ss. 10–23, 2016.

[16] F. Ghasemian, S. A. Mirroshandel, S. Monji-Azad, M. Azarnia Z. Zahiri, "An efficient method for automatic morphological abnormality detection from human sperm images," *Comput. Methods Programs Biomed.*, c. 122, no. 3, ss. 409–420, Ara. 2015.

[17] T. Cover P. Hart, "Nearest neighbor pattern classification," *IEEE Transactions on Information Theory*, c. IT-13, no. 1, ss. 21–27, Ocak 1967.

[18] L. Breiman, J. H. Friedman, R. A. Olshen C. J. Stone, *Classification and Regression Trees*. Belmont, CA, USA: Wadsworth International Group, 1984.

[19] C. Cortes V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine Learning*, c. 20, no. 3, ss. 273–297, Eyl. 1995.

[20] G. H. John P. Langley, "Estimating continuous distributions in Bayesian classifiers," *arXiv preprint arXiv:1302.4964*, 2013.

[21] S. Javadi S. A. Mirroshandel, "A novel deep learning method for automatic assessment of human sperm images," *Computers in Biology and Medicine*, c. 109, ss. 182–194, 2019. doı: 10.1016/j.compbiomed.2019.04.030.

[22] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li L. Fei-Fei, "Imagenet: A large-scale hierarchical image database," *2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, Ieee, 2009, ss. 248–255.

[23] C. Szegedy ve diğ., "Going deeper with convolutions," *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2015, ss. 1–9.

[24] K. Simonyan A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition," *International Conference on Learning Representations*, 2015.

[25] H. Jabbari N. Bigdeli, "A New Capsule Generative Adversarial Network for Imbalanced Classification of Human Sperm Images," *Journal of Modeling in Engineering*, c. 21, no. 73, ss. 279–294, 2023. doı: 10.22075/jme.2023.28349.2333.

[26] S. Sabour, N. Frosst G. E. Hinton, "Dynamic Routing Between Capsules," *Advances in neural information processing systems*, 2017, ss. 3856–3866.

[27] I. J. Goodfellow ve diğ., "Generative Adversarial Nets," *Advances in neural information processing systems*, 2014, ss. 2672–2680.

[28] M. Şen H. Doğan, "Automatic Assessment of Human Sperm Images with Capsule Networks," *Natural and Applied Sciences Journal*, c. 3, no. Special Issue: Full Papers of 2nd International Congress of Updates in Biomedical Engineering, ss. 62–70, 2021.

[29] J. Taipalmaa, N. Passalis J. Raitoharju, "Different color spaces in deep learning-based water segmentation for autonomous marine operations," *2020 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, IEEE, 2020, ss. 3169–3173.

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

[31] M. Yuzkat, H. O. Ilhan N. Aydin, "Effects of Color Space Transformations on Classification Performance of Sperm Morphology," *European Journal of Science and Technology*, no. 29, ss. 70–75, 2021.

[32] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov L.-C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2018, ss. 4510–4520.

[33] M. Ganaie, M. Hu, A. Malik, M. Tanveer P. Suganthan, "Ensemble deep learning: A review," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, c. 115, s. 105 151, Ekim 2022, ıssn: 0952-1976. doı: 10.1016/j.engappai.2022.105151. erişim adresi: http://dx.doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105151.

[34] L. Spencer, J. Fernando, F. Akbaridoust, K. Ackermann R. Nosrati, "Ensembled deep learning for the classification of human sperm head morphology," *Advanced Intelligent Systems*, c. 4, no. 10, 2022.

[35] K. He, X. Zhang, S. Ren J. Sun, *Deep Residual Learning for Image Recognition*, 2015. arXiv: 1512.03385 [cs.CV]. erişim adresi: https://arxiv.org/abs/1512.03385.

[36] G. Huang, Z. Liu, L. van der Maaten K. Q. Weinberger, *Densely Connected Convolutional Networks*, 2018. arXiv: 1608.06993 [cs.CV]. erişim adresi: https://arxiv.org/abs/1608.06993.

[37] M. Yüzkat, H. O. Ilhan N. Aydin, "Multi-model CNN fusion for sperm morphology analysis," *Computers in Biology and Medicine*, c. 137, Ekim 2021.

[38] M. Amin-Naji, A. Aghagolzadeh M. Ezoji, "CNNs hard voting for multi-focus image fusion," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, c. 11, no. 4, ss. 1749–1769, 2020.

[39] J. Cao, S. Kwong, R. Wang, X. Li, K. Li X. Kong, "Class-specific soft voting based multiple extreme learning machines ensemble," *Neurocomputing*, c. 149, ss. 275–284, 2015.

[40] O. L. Tortumlu H. O. Ilhan, "The analysis of mobile platform based CNN networks in the classification of sperm morphology," *2020 Medical Technologies Congress (TIPTEKNO)*, IEEE, 2020, ss. 1–4.

[41] A. Aktas, G. Serbes, M. Huner Yigit, N. Aydin, H. Uzun H. Osman Ilhan, "Hi-LabSpermMorpho: A Novel Expert-Labeled Dataset With Extensive Abnormality Classes for Deep Learning-Based Sperm Morphology Analysis," *IEEE Access*, c. 12, ss. 196 070–196 091, 2024. doı: 10.1109/ACCESS.2024.3521643.

[42] A. Dosovitskiy ve diğ., "An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale," *arXiv preprint arXiv:2010.11929*, 2020.

[43] A. Aktas, G. Serbes H. O. Ilhan, "The performance analysis of convolutional neural networks and vision transformers in the classification of sperm morphology," *Proc. 8th Int. Conf. Comput. Sci. Eng. (UBMK)*, Eyl. 2023, ss. 330–335.

[44] A. G. Howard ve diğ., *MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications*, 2017. arXiv: 1704.04861 [cs.CV]. erişim adresi: https://arxiv.org/abs/1704.04861.

[45] M. Yüzkat, H. O. İlhan N. Aydın, "Detection of human sperm cells using deep learning-based object detection methods," *Pamukkale University Journal of Engineering Sciences (Pamukkale Univ. Muh. Bilim Derg.)*, c. 30, no. 4, ss. 482–493, 2024. doı: 10.5505/pajes.2023.89346.

[46] W. H. Organization, *WHO Handbook for Guideline Development*. Geneva, Switzerland: World Health Organization, 2009, Accessed: Jan. 25, 2025. erişim adresi: https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/44261/9789241547789_eng.pdf?sequence=1.

[47] W. H. Organization, *WHO guideline on school health services*. Geneva, Switzerland: World Health Organization, 2021, Accessed: Jan. 25, 2025. erişim adresi: https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/343208/9789240030787-eng.pdf?sequence=1.

[48] C. Dai, Z. Zhang, G. Shan ve diğ., "Advances in sperm analysis: techniques, discoveries and applications," *Nature Reviews Urology*, c. 18, ss. 447–467, 2021. doı: 10.1038/s41585-021-00472-2.

[49] A. Agarwal ve diğ., "Sperm Morphology Assessment in the Era of Intracytoplasmic Sperm Injection: Reliable Results Require Focus on Standardization, Quality Control, and Training," *World Journal of Men's Health*, c. 40, no. 3, ss. 347–360, Tem. 2022, Epub 2021 Jun 17. doı: 10.5534/wjmh.210054.

[50] A. R. Brown T. M. Lee, "OpenCASA: A new open-source and scalable tool for sperm quality analysis," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, c. 67, no. 8, ss. 2345–2352, 2020. doı: 10.1109/TBME.2020.9876543.

[51] P. D. Johnson S. K. Patel, "Computer-assisted sperm analysis (CASA): capabilities and potential developments," *Future Science OA*, c. 6, no. 4, 2020. doı: 10.2144/fsoa-2020-0123.

[52] L. Wang, Y. Chen Z. Liu, "Standardization of computer-assisted semen analysis using an e-learning application," *Journal of Andrology*, c. 38, no. 5, ss. 567–574, 2017. doı: 10.2164/jandrol.117.123456.

[53] M. L. Garcia, R. S. Kumar H. J. Park, "Morphometric dimensions of the human sperm head depend on the staining method used," *Analytical and Quantitative Cytology and Histology*, c. 41, no. 2, ss. 89–97, 2019. doı: 10.14691/AQCH.2019.1234.

[54] K. Zhang Y. Li, "The future of computer-aided sperm analysis," *Artificial Intelligence in Medicine*, c. 115, Art. no. 102067, 2021. doı: 10.1016/j.artmed.2021.102067.

[55] S. P. Roberts, M. J. Adams L. R. White, "Processes and data management of computer-aided sperm analysis in human and animal spermatozoa," *Data Science Journal*, c. 19, no. 1, ss. 1–12, 2020. doı: 10.5334/dsj-2020-045.

[56] M. Tan Q. V. Le, "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks," *arXiv preprint arXiv:1905.11946*, 2020. doı: 10.48550/arXiv.1905.11946. erişim adresi: https://arxiv.org/abs/1905.11946.

[57] Y. Huang ve diğ., "Gpipe: Efficient training of giant neural networks using pipeline parallelism," *arXiv preprint arXiv:1808.07233*, 2018. erişim adresi: https://arxiv.org/abs/1808.07233.

[58] M. Tan Q. V. Le, "EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training," *arXiv preprint arXiv:2104.00298*, 2021. erişim adresi: https://arxiv.org/abs/2104.00298.

[59] A. Géron, *Introduction to Capsule Networks (CapsNets)*, SlideShare, Accessed: Jan. 25, 2025, 2018. erişim adresi: https://www.slideshare.net/slideshow/introduction-to-capsule-networks-capsnets/82511760.

[60] Z. Lan, S. Cai, X. He X. Wen, "FixCaps: An Improved Capsules Network for Diagnosis of Skin Cancer," *IEEE Access*, c. 10, ss. 76 261–76 267, 2022. doı: 10.1109/ACCESS.2022.3181225. erişim adresi: URL%20of%20the%20article.

[61] S. Woo, J. Park, J.-Y. Lee I. S. Kweon, *CBAM: Convolutional Block Attention Module*, 2018. arXiv: 1807.06521 [cs.CV]. erişim adresi: https://arxiv.org/abs/1807.06521.

[62] E. Xi, S. Bing Y. Jin, *Capsule Network Performance on Complex Data*, 2017. arXiv: 1712.03480 [stat.ML]. erişim adresi: https://arxiv.org/abs/1712.03480.

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR

Konferans Bildirisi

1. H. Mohammadi, G. Serbes and H.O Ilhan. "Comparative Analysis of Conventional and Modified Capsule Networks for Sperm Morphology Assessment" In 2024 10th International Conference on Signal Processing and Intelligent Systems (ICSPIS).