

**KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**MEME ULTRASON GÖRÜNTÜLERİNDE YER
ALAN LEZYONLARIN MASK R-CNN DERİN
ÖĞRENME METODU İLE BÖLÜTLENMESİ**

AHSEN AYDIN BÖYÜK

KOCAELİ 2022

KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

MEME ULTRASON GÖRÜNTÜLERİNDE YER ALAN
LEZYONLARIN MASK R-CNN DERİN ÖĞRENME METODU
İLE BÖLÜTLENMESİ

AHSEN AYDIN BÖYÜK

Prof.Dr. Emine DOĞRU BOLAT

Danışman, Kocaeli Üniversitesi

.....

Prof.Dr. Celal ÇEKEN

Jüri Üyesi, Sakarya Üniversitesi

.....

Doç.Dr. Serdar SOLAK

Jüri Üyesi, Kocaeli Üniversitesi

.....

Tezin Savunulduğu Tarih: 17.01.2022

ETİK BEYAN VE ARAŞTIRMA FONU DESTEĞİ

Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez/proje çalışmada,

- Bu tezin/projenin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu,
- Çalışmamın hazırlık, veri toplama, analiz ve bilgilerin sunumu olmak üzere tüm aşamalarında bilimsel etik ilke ve kurallara uygun davrandığımı,
- Bu çalışma kapsamında elde edilen tüm veri ve bilgiler için kaynak gösterdiğimi ve bu kaynaklara kaynakçada yer verdiğimi,
- Bu çalışmanın Kocaeli Üniversitesi'nin abone olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Fen Bilimleri Enstitüsü'nün belirlemiş olduğu ölçütlere uygun olduğunu,
- Kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- Tezin/Projenin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya başka bir üniversitede başka bir tez/proje çalışması olarak sunmadığımı,

beyan ederim.

Bu tez/proje çalışmasının herhangi bir aşaması hiçbir kurum/kuruluş tarafından maddi/alt yapı desteği ile desteklenmemiştir.

Bu tez/proje çalışması kapsamında üretilen veri ve bilgiler tarafından no'lu proje kapsamında maddi/alt yapı desteği alınarak gerçekleştirilmiştir.

Herhangi bir zamanda, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya çıkacak tüm ahlaki ve hukuki sonuçları kabul ettiğimi bildiririm.

.....

Ahsen AYDIN BÖYÜK

YAYIMLAMA VE FİKRİ MÜLKİYET HAKLARI

Fen Bilimleri Enstitüsü tarafından onaylanan lisansüstü tezimin/projemin tamamını veya herhangi bir kısmını, basılı ve elektronik formatta arşivleme ve aşağıda belirtilen koşullarla kullanıma açma izninin Kocaeli Üniversitesi'ne verdiğimi beyan ederim. Bu izinle Üniversiteye verilen kullanım hakları dışındaki tüm fikri mülkiyet haklarım bende kalacak, tezimin/projemin tamamının ya da bir bölümünün gelecekteki çalışmalarda (makale, kitap, lisans ve patent vb.) kullanımı bana ait olacaktır. Tezin/projenin kendi özgün çalışmam olduğunu, başkalarının haklarını ihlal etmediğimi ve tezimin/projenin tek yetkili sahibi olduğumu beyan ve taahhüt ederim. Tezimde yer alan telif hakkı bulunan ve sahiplerinden yazılı izin alınarak kullanılması zorunlu metinlerin yazılı izin alarak kullandığımı ve istenildiğinde suretlerini Üniversiteye teslim etmeyi taahhüt ederim.

Yükseköğretim kurulu tarafından yayınlanan **“Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge”** kapsamında tezim aşağıda belirtilen koşullar haricinde YÖK Ulusal Tez Merkezi/ Kocaeli Üniversitesi Kütüphaneleri Açık Erişim Sisteminde erişime açılır.

- Enstitü yönetim kurulu kararı ile tezimin/projemin erişime açılması mezuniyet tarihinden itibaren 2 yıl ertelenmiştir.
- Enstitü yönetim kurulu gerekçeli kararı ile tezimin/projemin erişime açılması mezuniyet tarihinden itibaren 6 ay ertelenmiştir.
- Tezim/projem ile ilgili gizlilik kararı verilmemiştir.

.....

Ahsen AYDIN BÖYÜK

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR

Günümüzde meme kanseri özellikle kadınlar arasında yüksek sıklıkla teşhis edilen kanser türlerinden biridir. Gelişen teknoloji ve derin öğrenme, görüntü işleme gibi yöntemlerin tıp alanında da kullanılmaya başlanması ile erken ve doğru teşhis için önemli adımların atılması başta kanser teşhisi olmak üzere birçok alanda umut vadetmektedir. Bu tez çalışmasında da kanser teşhisi alanında klasik görüntüleme yöntemlerine yardımcı olacak derin öğrenme metotları ile meme kanseri tespiti ve segmentasyonu gerçekleştirilmiştir.

Yüksek lisansa başladığım ilk günden itibaren benden desteğini, değerli vaktini, bilgi ve tecrübelerini esirgemeyen danışman hocam Sayın Prof. Dr. Emine DOĞRU BOLAT'a, tez savunmama katılıp değerli vakit ve bilgilerini benden esirgemeyen kıymetli jüri üyelerim Prof. Dr. Celal ÇEKEN ve Doç. Dr. Serdar SOLAK'a, yoğun çalışmalarım sebebiyle vakit ayıramadığım ama desteklerini hep hissettiğim aileme ve arkadaşlarıma teşekkür ederim.

Bu tez, öncelikle sevgili eşim ve rahmetli annem olmak üzere tüm aileme ve sevdiklerime ithaf edilmiştir.

Ocak- 2022

Ahsen AYDIN BÖYÜK

İÇİNDEKİLER

ETİK BEYAN VE ARAŞTIRMA FONU DESTEĞİ.....	i
YAYIMLAMA VE FİKRİ MÜLKİYET HAKLARI	ii
ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR.....	iii
İÇİNDEKİLER.....	iv
ŞEKİLLER DİZİNİ	vi
TABLolar DİZİNİ.....	viii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	ix
ÖZET	xi
ABSTRACT	xii
1. GİRİŞ.....	1
2. MEME KANSERİ İLE İLGİLİ TEMEL BİLGİLER	5
2.1. Meme Kanserinin Belirtileri ve Evreleri	7
2.2. Meme Kanseri Teşhisinde Tanı Yöntemleri.....	8
2.2.1. Mamografi.....	8
2.2.2. Manyetik Rezonans Görüntüleme.....	9
2.2.3. Ultrason Görüntüleme.....	10
3. DERİN ÖĞRENME VE YAPAY ZEKA	12
3.1. Yapay Sinir Ağları.....	15
3.2. Evrişimli Sinir Ağları ve Katmanları.....	18
3.2.1. Evrişim (Konvolüsyon) Katmanı	19
3.2.2. Aktivasyon Fonksiyonları	20
3.2.2.1. ReLU aktivasyon fonksiyonu	21
3.2.2.2. Sigmoid Aktivasyon Fonksiyon	22
3.2.2.3. Tanh Aktivasyon Fonksiyonu.....	22
3.2.2.4. Softmax Aktivasyon Fonksiyonu	23
3.2.3. Havuzlama/Birleştirme (Pooling) Katmanı.....	23
3.2.4. Tam Bağlı Katman (Fully connected layer).....	24
3.2.5. Seyreltme Katmanı (Dropout).....	25
3.3. ESA Mimarileri	26
3.3.1. LeNet Modeli	27
3.3.2. AlexNet Modeli.....	27
3.3.3. VGGNet Modeli.....	28
3.3.4. GoogLeNet Modeli	29
3.3.5. ResNet Modeli.....	30
3.4. Bilgisayarlı Görü Teknikleri.....	32
3.4.1. Görüntü Sınıflandırma.....	32
3.4.2. Nesne Algılama	32
3.4.3. Anlamsal (Semantic) Segmentasyon.....	34
3.4.4. Örnek (Instance) Segmentasyon.....	34
4. MATERYAL VE YÖNTEM.....	37
4.1. Veri Seti	37
4.2. Veri Arttırma Yöntemleri	39
4.3. Mask R-CNN	40
4.4. Bölütleme Problemlerinde Kullanılan Değerlendirme Metrikleri	42

4.5. Çalışmada Kullanılan Yazılımlar ve Kütüphaneler	44
5. MODEL EĞİTİM VE TEST SONUÇLARI	46
6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	54
KAYNAKLAR.....	56
KİŞİSEL YAYIN VE ESERLER.....	65
ÖZGEÇMİŞ.....	66



ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1.	2020’de Dünya çapında her yaşta ve her iki cinsiyette yeni vaka sayısı	6
Şekil 2.2.	Meme anatomisi	7
Şekil 2.3.	Memeye ait mamografi görüntüsü	9
Şekil 2.4.	Memeye ait MRI görüntüsü	10
Şekil 2.5.	Meme ultrason görüntüsü	11
Şekil 3.1.	Yapay zekanın alt kümeleri; makine öğrenmesi ve derin öğrenme	14
Şekil 3.2.	Derin öğrenme ve makine öğrenmesi algoritmaları performansı	14
Şekil 3.3.	Biyolojik organizma nöron yapısı	15
Şekil 3.4.	Yapay sinir ağı matematiksel modeli	16
Şekil 3.5.	Tek ve çok katmanlı yapay sinir ağı yapısı	17
Şekil 3.6.	Evrişimli sinir ağı yapısı	18
Şekil 3.7.	Evrişim filtreleri ve özellik haritası	19
Şekil 3.8.	Evrişimli sinir ağına ait matris filtre	20
Şekil 3.9.	Aktivasyon fonksiyonu	21
Şekil 3.10.	ReLU aktivasyon fonksiyon grafiği	21
Şekil 3.11.	Sigmoid aktivasyon fonksiyon grafiği	22
Şekil 3.12.	Hiperbolik tanjant fonksiyonu grafiği	22
Şekil 3.13.	Softmax aktivasyon örneği	23
Şekil 3.14.	Softmax aktivasyonu grafiği	23
Şekil 3.15.	Maksimum ve ortalama havuzlama işlemi	24
Şekil 3.16.	Tam bağlı (fully-connected) katman	25
Şekil 3.17.	Seyreltme katmanı örnek gösterimi	26
Şekil 3.18.	LeNet mimarisi	27
Şekil 3.19.	AlexNet mimarisi	28
Şekil 3.20.	VGG16 ve VGG19 mimari katmanları	28
Şekil 3.21.	VGGNet mimarisi	29
Şekil 3.22.	GoogLeNet mimarisi	29
Şekil 3.23.	GoogLeNet içerisinde bulunan Başlangıç (Inception) modülü	30
Şekil 3.24.	ResNet kalıntı modülü	31
Şekil 3.25.	Klasik derin sinir ağı ile ResNet mimarisi şematik gösterimi	31
Şekil 3.26.	Görüntü sınıflandırma	32
Şekil 3.27.	Nesne algılama	33
Şekil 3.28.	Anlamsal (Semantic) segmentasyon	34
Şekil 3.29.	Örnek (Instance) segmentasyon	35
Şekil 3.30.	Bilgisayarlı görü teknikleri	36
Şekil 4.1.	LOGIQ E9 ultrason sistemi ile taranan orijinal meme ultrason görüntüleri	38
Şekil 4.2.	Kırpma işlemi sonucu elde edilen meme ultrason görüntüleri	38
Şekil 4.3.	Ultrason görüntülerine ait temel doğru (ground truth) maskeleri	38

Şekil 4.4.	Orijinal ultrason görüntüsü(sol) ve döndürülmüş ultrason görüntüsü (sağ)	40
Şekil 4.5.	Mask R-CNN mimarisi	41
Şekil 4.6.	Kesişim üzerinden birleşim (IoU)	44
Şekil 4.7.	Kullanılan yazılım ve kütüphaneler	45
Şekil 5.1.	Derin öğrenme yöntemlerinde kullanılan temel akış şeması	47
Şekil 5.2.	Veri dağılımı	48
Şekil 5.3.	Veri arttırımı sonrası dağılım	48
Şekil 5.4.	Öğrenme hızına bağlı olarak hata değişim grafiği	49
Şekil 5.5.	a1-a2) Orjinal görüntü, b1-b2) Orjinal maske, c1-c2) Malign lezyon segmentasyon (model tahmini)	53



TABLolar DİZİNİ

Tablo 4.1. Veri seti içerik dağılımı	37
Tablo 4.2. Arttırılmış veri	39
Tablo 5.1. Model başarımlar sonuçları	50
Tablo 5.2. Yapılan çalışmanın diğer çalışmalarla karşılaştırılması	52



SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

%	: Yüzde
x_i	: Bir nöronun i . sayıdaki giriş değeri
w_i	: Bir nöronun i . sayıdaki ağırlık değeri
b veya B	: Bias
/	: Bölme operatörü
\sum	: Toplam sembolü
F	: Transfer fonksiyonu
f	: Aktivasyon fonksiyonu
*	: Evrişim işlemi
$y(k)$: Çıkış fonksiyonu
\geq	: Büyüktür veya eşittir
$<$: Küçüktür
∞	: Sonsuz
exp	: e üssü işlemi
e	: e üssü işlemi
\cap	: Kesişim
\cup	: Birleşim

Kısaltmalar

ACS	: American Cancer Society (Amerikan Kanser Topluluğu)
AP	: Average Precision (Ortalama Hassasiyet)
AUC	: Area under the Curve (Eğrinin Altındaki Alan)
Cm	: Santimetre
CNN	: Convolutional Neural Network (Evrişimli Sinir Ağı)
COCO	: Common Objects in Context (Bağlamdaki Ortak Nesnelere)
CPU	: Central Processing Unit (Merkezi İşlem Birimi)
DICOM	: Digital Imaging and Communication in Medicine (Tıpta Dijital Görüntüleme ve İletişim)
ESA	: Evrişimli Sinir Ağı
FN	: False Negative (Yanlış Negatif)
FP	: False Positive (Yanlış Pozitif)
GPU	: Graphics Processing Unit (Grafik İşleme Ünitesi)
IARC	: The International Agency for Research on Cancer (Uluslararası Kanser Araştırmaları Ajansı)
ILSVRC	: ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ImageNet Büyük Ölçekli Görsel Tanıma Yarışması)
IoU	: Intersection over Union (Birleşim Üzerinden Kesişim)
İHA	: İnsansız Hava Araçları

Mask R-CNN	: Mask Regional Convolutional Neural Network (Maskeli Bölgesel Evrişimli Sinir Ağı))
Max	: Maksimum
MNIST	: Modified National Institute of Standards and Technology (Modifiye Ulusal Standartlar ve Teknoloji Enstitüsü)
MÖ	: Milattan Önce
MRI	: Magnetic Resonance Imaging (Manyetik Rezonans Görüntüleme)
NCI	: National Cancer Institute (Ulusal Kanser Enstitüsü)
ReLU	: Rectified Linear Unit (Düzeltilmiş Doğrusal Birim)
RoI	: Region of Interest (İlgi Alanı)
RPN	: Region Proposal Network (Bölge Teklif Ağı)
SSD	: Single Shot Detector (Tek Atım Dedektörü)
Tanh	: Hiperbolik Tanjant
TN	: True Negative (Doğru Negatif)
TP	: True Positive (Doğru Pozitif)
YOLO	: You Only Look Once (Sadece Bir Kez Bak)
YSA	: Yapay Sinir Ağları
XOR	: Özel Veya

MEME ULTRASON GÖRÜNTÜLERİNDE YER ALAN LEZYONLARIN MASK R-CNN DERİN ÖĞRENME METODU İLE BÖLÜTLENMESİ

ÖZET

Tüm dünyada meme kanseri, özellikle kadınlar arasında en sık rastlanan kanser türüdür. Diğer kanser türlerinde de olduğu gibi meme kanserinde de erken ve doğru yapılan teşhis çok yüksek önem arz etmektedir. Biyomedikal görüntü verileriyle çeşitli lezyonların hızlı ve doğru tespit edilebilmesi, hastalara erken ve etkili tedavi olanağı tanırken aynı zamanda da tedavi sonrası kaliteli yaşam imkânı verir. Gelişen teknolojiyle hem bilgisayar donanımlarının iyi bir seviyeye gelmesi hem de geçmiş zamana göre kullanılacak veriye kolaylıkla ulaşılabilmesi, yapay zekâ yöntemlerinin çeşitli alanlarda kullanılabilmesi olanağını sağlamıştır. Derin öğrenme teknikleri, medikal görüntülerde lezyon tespitinde uzmanlara yardımcı olması amacıyla kullanılmakta ve lezyon tespitinde uzmandan kaynaklanabilecek hataların minimuma indirilmesi sağlanmaktadır. Dolayısıyla yüksek doğruluğa sahip ve nispeten daha hızlı bir teşhis yöntemi olarak uzmanlara yardımcı olmaktadır. Bu tez çalışmasında, meme ultrason görüntülerinde bulunan iyi ve kötü huylu lezyonları görüntü alanından doğru şekilde bölütleme için Mask R-CNN (Maskeli Bölgesel Evrişimli Sinir Ağı- Mask Regional Convolutional Neural Network) tekniği kullanılmıştır. Ayrıca mimariye, ImageNet ve COCO veri setleriyle önceden eğitilmiş olan ResNet50-FPN, ResNet50-C4, ResNet101-FPN, ResNet101-C4 olmak üzere farklı özellik çıkarıcı omurgaları da dahil edilmiştir. Kullandığımız bu model ve geliştirilebilecek diğer tüm modeller, hastanelerde PACS'lara entegre edilebilir ve hekimlerin teşhis koymalarına yardımcı olabilecek sistemler haline getirilebilir.

Anahtar Kelimeler: Bölütleme (Segmentasyon), Derin Öğrenme, Maskeli Bölgesel Evrişimli Sinir Ağı (Mask R-CNN), Meme Kanseri Teşhisi, Ultrason Görüntüleme.

SEGMENTATION OF LESIONS ON BREAST ULTRASOUND IMAGES BY MASK R-CNN DEEP LEARNING METHOD

ABSTRACT

Breast cancer is the most common type of cancer worldwide, especially among women. As in other types of cancer, early and correct diagnosis is very important in breast cancer. Rapid and accurate detection of various lesions with biomedical image data provides patients with early and effective treatment, while at the same time providing a quality life after treatment. With the developing technology, both the computer hardware to a good level and the easy access to the data to be used according to the past time have provided the opportunity to use artificial intelligence methods in various fields. Deep learning techniques are used to assist experts in lesion detection in medical images, and it is ensured that the errors that may arise from the specialist in lesion detection are minimized. Therefore, it helps experts as a highly accurate and relatively faster diagnostic method. In this thesis, Mask R-CNN (Masked Regional Convolutional Neural Network) technique was used to accurately segment benign and malignant lesions found in breast ultrasound images from the image area. Also included in the architecture are different feature extractor backbones, ResNet50-FPN, ResNet50-C4, ResNet101-FPN, ResNet101-C4, which are pre-trained with ImageNet and COCO datasets. This model that we use and all other models that can be developed can be integrated into PACS in hospitals and turned into systems can help physicians diagnose.

Keywords: Segmentation, Deep Learning, Masked Regional Convolutional Neural Network (Mask R-CNN), Breast Cancer Diagnosis, Ultrasound Imaging.

1. GİRİŞ

Meme kanseri tüm dünyada artık en sık rastlanan ölümcül kanser türü olarak bilinmektedir. Meme dokusunda tespit edilen bir lezyonun, kötü huylu (malign) veya iyi huylu (benign) bir kitle olduğunu belirleyebilmek için lezyonun kütlesi, yapısı, sayısı gibi parametreler hakkında bilgi sahibi olmak çok önemlidir. Kanser tanımlamasına girmeyen, halk arasında iyi huylu kitle olarak da bilinen lezyonlar genellikle yavaş büyüme özelliği gösterirler ve diğer dokulara yayılmazlar. Ancak halk arasında kötü huylu kitle olarak tanımlanan kanser dokuları, genellikle hızlı büyüme ve çeşitli dokuları istila edip yayılma özelliği gösterirler. Meme lezyonlarının görüntülenmesi için Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI-Magnetic Resonance Imaging), Mamografi, Meme Ultrason Görüntüleme (BUSI-Breast Ultrasound Imaging) gibi yöntemler bulunsa da bunlar arasında çokça tercih edilen, güvenli ve girişim içermeyen yöntem meme ultrason görüntüleme yöntemidir. Kitle tanı yöntemi olarak tercih edilen bu ultrasonik görüntüleme yönteminin temeli, en genel tabiriyle, lezyon varlığı incelenecek dokuya ultrasonik ses dalgalarının gönderilmesi ve bu ses dalgalarının farklı dokulardan, farklı oranlarda ve farklı periyotlarla yansımaları prensibine dayanmaktadır. Yöntemin sıklıkla tercih edilmesinin sebebi girişim içermemesi (non-invasive), görüntüleme radyoaktif ajan kullanılmaması, gerçek zamanlı (real-time imaging) ve yüksek kaliteli görüntüler elde edilebilmesi, lezyondan biyopsi alınmasını gerektirecek durumlar olduğunda, biyopsi iğnesinin yerleştirileceği bölgenin eş zamanlı olarak görüntülenmesini sağlayabilmesi gibi avantajlardır.

Kullanılan medikal görüntüleme yöntemlerinde de olduğu gibi ultrason görüntüleme tekniği çeşitli gürültü ve artefaktlardan etkilenmektedir ve bu, medikal görüntüde tespit edilmesi gereken alanın detaylarının net olarak görülebilmesine sebep olmaktadır. Görüntülemeyi yapan uzman/radyolog görüntülediği bölgede lezyon tespit ettiğinde bu doku çevresini ultrason görüntüleme cihazında kullanılan bir ara yüz yardımıyla çevreler, bu sayede lezyonun yaklaşık olarak boyutları ve konumu hakkında bilgi edinmiş olur. Aynı zamanda da kendi tecrübesi yardımıyla lezyonun boyutu, şekli, yayılımı, yapısı gibi birçok parametreye bakarak görüntülediği kitlenin kanser dokusu veya iyi huylu kitle olduğu görüşünü bildirebilir. Buradan da anlaşılacağı üzere bu işlemler için eğitim almış ve alanında uzman kişiler gerekmektedir. Ancak görüntünün net bir şekilde algılanmasını engelleyen gürültü ve artefaktlardan dolayı kitle yapısını

inceleyen uzmanın dahi lezyon hakkında tam ve net bir bilgi edinmesi zorlaşabilmektedir. Yapılan bu işlemler de hatalı teşhislerin konulmasına sebep olabilmektedir.

Günümüzde derin öğrenme yöntemlerinin farklı alanlarda yaygın olarak kullanılmaya başlanmasıyla birlikte, evrimsel sinir ağı (Convolutional Neural Network- CNN) modelleri de medikal görüntülerdeki lezyonların tespitinde, sınıflandırılmasında ve bölütlenmesinde sıklıkla kullanılmaya başlanmıştır. Bu metotlar sayesinde insan hatasından kaynaklanan problemlerin, eksik ve/ veya yanlış yorumlama gibi, minimuma indirilmesi hedeflenmektedir. Derin öğrenme modellerinde eğitim verilerinden ‘özellik çıkarma’ olarak adlandırılan işlem sinir ağı tarafından yapılmaktadır dolayısıyla ağ kendisi öğrenmektedir. Ancak bu, ağın eğitilmesi için çok fazla veri ihtiyacını da doğurmaktadır. Özellikle de medikal görüntülerde hasta mahremiyeti de söz konusu olduğundan bu verilere erişim biraz daha zorlaşmaktadır. Bu gibi durumlarda sinir ağı modelini sıfırdan eğitmek yerine farklı veri setleri ile eğitilmiş ve ağırlıkları belirlenmiş modelleri kullanmak ve kendi veri setimizle de eğitimini gerçekleştirmek yüksek doğruluğa sahip sonuçlara ulaşmayı sağlamaktadır. Özellik çıkarmayı sağlayan bu modeller ile yapılan öğrenme işlemi transfer öğrenme olarak tanımlanmaktadır. Bu modellere AlexNet, VGG16, ResNet örnek olarak verilebilir. İleri bölümlerde de açıklandığı üzere geliştirilmiş olan bazı modeller oldukça yüksek doğruluğa sahip sonuçlar üretmektedir. Tüm bunlar sayesinde kanserin doğru teşhisinde çok daha başarılı sistemler geliştirileceği açıktır.

Bu alanda araştırmacılar, birbirinden farklı derin öğrenme modelleri ve omurga yapıları kullanarak ultrason görüntüleme yöntemlerinin gelişimine katkı sağlayacak birçok çalışma yürütmüştür. Örneğin Woo Kyung ve arkadaşları meme ultrason görüntülerinden meme lezyonu tespiti ve lezyonların sınıflandırması için ESA tabanlı yöntemleri kullanmışlardır. Kullandıkları ESA tabanlı yöntem, VGGNet, ResNet ve DenseNet modellerini içermektedir. Malign ve benign lezyon içeren özel veri setlerinde toplamda 1687 tümör (benign:953, malign: 734) verisi bulundurmaktadır. Bu kullandıkları yöntem ile elde ettikleri başarımlar; doğruluk, duyarlılık, özgüllük, kesinlik, F1 puanı ve AUC’si (area under the curve- eğri altında kalan alan) sırasıyla %91,10, %85,14, %95,77, %94,03, %89,36 ve 0,9697 olarak verilmiştir. Ayrıca

kullanıcılara açık olarak sunulmuş 437 benign lezyon ve 210 malign lezyon içeren veri seti ile elde ettikleri başarımlar; doğruluk, duyarlılık, özgüllük, kesinlik, F1 puanı ve AUC'si %94,62, %92,31, %95,60, %90, %91,14 ve 0,9711 olarak verilmiştir (Moon ve diğ., 2020).

Yi Wang ve arkadaşları yaptıkları bir çalışmada, ultrason görüntülemeye radyologlara yardımcı olmak için meme lezyonlarını iyi huylu ve kötü huylu olarak sınıflandıran konvolüsyonel sinir ağına dayalı bilgisayar destekli bir teşhis yöntemi önermişlerdir. Ayrıca özellik çıkarımı sağlamak için Inception-v3 mimarisini kullanmışlardır. Kullandıkları veri seti 135 malign ve 181 iyi huylu olmak üzere toplamda 316 meme lezyonu içermektedir. Kullandıkları metod sayesinde model başarımları; duyarlılık, özgüllük ve AUC sırasıyla 0,886, 0,876 ve 0,9468 olarak bildirilmiştir (Wang ve diğ., 2020).

Luqman Ahmed ve arkadaşları temel olarak mamogramlarda kanserli bölgeyi tespit etmek, sınıflandırmak ve bölütleme için derin öğrenme tabanlı bilgisayar destekli sistemin geliştirilmesine katkıda bulunacak bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. DeepLab ve Mask R-CNN modellerini kullanan araştırmacılar 2 ayrı veri setini birleştirerek toplamda 2942 adet veri ile lezyonların segmentasyonunu gerçekleştirmişlerdir. Ortaya koydukları metodlar sayesinde 0,05:0,01: 0,95 eşik değerinde DeepLab modelinde %72'lik mAP değeri, Mask R-CNN'de %80'lik mAP değeri elde etmişlerdir (Ahmed ve diğ., 2020).

Zhiyong Liu ve arkadaşları prostat ultrason görüntülerinin bilgisayar destekli teşhisi, prostat kanserinin saptanmasına ve tedavisine yardımcı olabilecek bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. S-Mask R-CNN derin öğrenme modelinin kullanıldığı çalışmada 0,5 eşik değerindeki örnek segmentasyonunda 0,88'lik mAP başarımları elde ettiklerini belirtmişlerdir (Liu ve diğ., 2021).

Hafiz Muhammd ve arkadaşları bilgisayar destekli tanı modellerinde tek bir mamogramda yer alan farklı lezyonlar tek tek tespit edilip segmentlere ayrılacak ve radyologlara doğru tanı için yardımcı olabilecek bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. Bu amaçla Mask RCNN ile farklı ResNet mimarilerini kullanarak çoklu algılama, örnek segmentasyonu ve sınıflandırmayı aynı anda gerçekleştirmişlerdir. Toplamda 8000

mamogram görüntüsü kullandıkları çalışmada 0,7 : 0,5 eşik değerinde elde ettikleri mAP değerlerini ResNet-101-FPN ile 0,84, ResNeXt-101-FPN ile 0,79, ResNet-50-FPN ile 0,81 olduğunu belirtmişlerdir (Bhatti ve diğ., 2020).

Paul ve arkadaşları Retina U-Net mimarisi kullanarak yaptıkları çalışmada hem akciğer hem de meme lezyonları için nesne algılama gerçekleştirdiklerini belirtmişlerdir. Önerilen mimari, nesne algılamayı yardımcı bir anlamsal bölümlene göreviyle birleştirmekte ve böylece nesne düzeyinde analiz gerçekleştirmektedir. Toplamda 1035 akciğer tomografisi ve 331 meme MR görüntüsü kullanarak yaptıkları çalışmada 0,1 eşik değerinde akciğer lezyon algılama mAP değeri %50,2, meme lezyon algılama mAP değeri %33,4 olarak bildirilmiştir (Jaeger ve diğ., 2020).

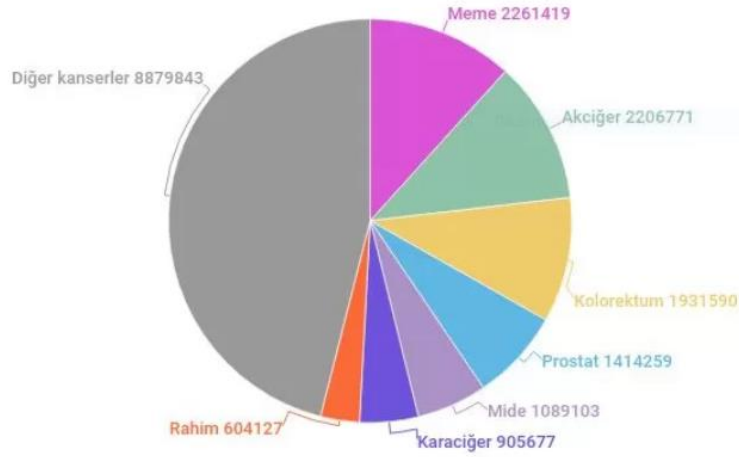
Bu çalışmadaki amacımız, Mask R-CNN modelini ve ResNet omurga yapısını kullanarak meme ultrason görüntülerinde bulunan lezyonların algılanmasını ve örnek bölütlemesini sağlamak ve buradan bir başarıml elde etmektir. Bölüm 2’de meme kanseri ile ilgili temel bilgiler olan belirtiler, evreler, tanı yöntemleri verilmiştir. Bölüm 3’te yapay zekâ ve derin öğrenme ile ilgili detaylardan bahsedilmiştir. Bu bağlamda evrişimli sinir ağı katmanları, ESA mimarileri, bilgisayarlı görü teknikleri gibi birçok teknik detaya değinilmiştir. Bölüm 4’te çalışmada kullanılan materyal ve yöntemler tanıtılmıştır. Veri seti, veri arttırma, çalışmada kullanılan yazılım ve kütüphaneler ve model başarımlını belirleyen değerlendirme metrikleri üzerinde durulmuştur. 5. bölümde ise kullanılan modele ait eğitim ve test sonuçlarına detaylı olarak yer verilmiştir. Bölüm 6’da ise geliştirilmiş olan sinir ağına ek önerilerde bulunulmuştur. Kaynaklar bölümünde, bu tez çalışmasında referans olarak alınmış tüm yayın, kitap ve web sayfalarına yer verilmiştir.

2. MEME KANSERİ İLE İLGİLİ TEMEL BİLGİLER

Tümör kelimesi M.Ö 3. yüzyılda tıbbın babası olarak bilinen Hipokrat tarafından kullanılan bir terimdir Latince ‘carcinom’ veya ‘cancer’ kelimelerinden türetilen kanser ile ilgili erişilen en eski bilgiler ise M.Ö 3000 yıllarındaki kayıtlarda bulunmaktadır (Baykara, 2016). Doku ve organlarda oluşan tümörler genel anlamda iyi huylu veya kötü huylu olarak ikiye ayrılmaktadır. Organ veya dokularda bulunan ve normal hücrelerden farklı olarak kontrolsüz biçimde çoğalan malign hücreler kanser olarak adlandırılmaktadır (Forrest ve diğ., 1996). 100’den fazla kanser türü bulunmakla birlikte ve bunların tamamı hücrelerin doku veya organ içinde anormal bölünmesiyle başlamaktadır. Tek bir organda çoğalmakla kalmayıp metastaz olarak da bilinen farklı doku ve organlarda da çoğalarak etkinliğini artırabilir ve hastalığın seyrini kötü yönde etkileyebilir. Farklı kanser türlerine göre tedavi açısından kemoterapi, radyoterapi, immünoterapi gibi birden fazla yaklaşım bulunmakla birlikte, tedavisi kişiye özgüdür ve bu hastalıkta erken teşhis son derece önemlidir (Pavlopoulou ve diğ., 2015).

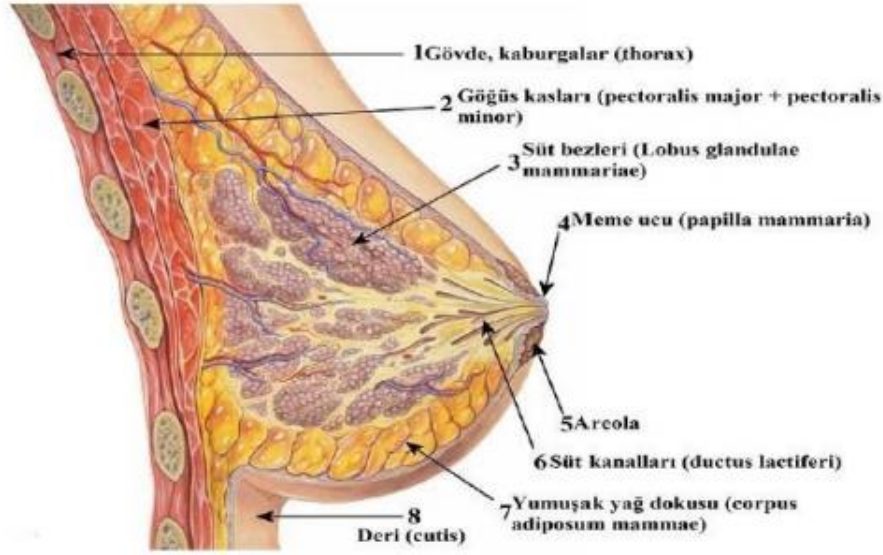
Tüm dünya ülkelerinde kanser, önde gelen ölüm sebepleri arasındadır. Uluslararası Kanser Araştırmaları Ajansı (IARC) ve Amerikan Kanser Derneği’nin (ACS) yayınladıkları ‘Küresel Kanser İstatistikleri 2020’ ortak raporuna göre Dünya çapında ilk defa meme kanseri Şekil 2.1’de görüldüğü gibi en yüksek sıklıkla teşhis edilen kanser türü olarak grafikte yer almıştır (Siegel ve diğ., 2020). Tüm vakalar arasında yaklaşık 2,3 milyon yeni vaka ve %11,7’lik oranla en sık teşhis edilen meme kanserini, akciğer kanseri (%11,4), kolorektal (%10,0), prostat kanseri (%7,3) ve mide kanseri (%5,6) izlemektedir. Yine bu istatistiksel verilere göre meme kanseri 685.000 yaşam kaybına sebep olmuş ve ölüme sebep olan kanserler arasında dünya çapında 5. sırada yerini almıştır. Ayrıca bu raporda 2040 yılında kanser vakalarında 2020 yılına göre %47 artış beklendiği belirtilmiştir. Araştırmacılar, fazla kilo, düzensiz beslenme, yaşam tarzındaki değişiklikler, fiziksel olarak az hareketlilik, alkol tüketimi, daha az emzirme, doğurganlığın ertelenmesi ve/veya azalması gibi faktörlerin meme kanseri yaygınlığı üzerinde etkili olduğunu savunmuşlardır.

2020'de Dünya Çapında Her Yaşta ve Her İki Cinsiyette Yeni Vaka Sayısı



Şekil 2.1. 2020’de Dünya çapında her yaşta ve her iki cinsiyette yeni vaka sayısı (Sung ve diğ., 2021)

Meme dokusu Şekil 2.2’de görüldüğü gibi süt bezleri, süt kanalları, yağ dokusu, meme ucu gibi farklı yapıları içeren bir anatomiye sahiptir. Meme dokularında oluşan malign yapılar meme kanseri hücreleridir. Meme kanseri hücreleri yaklaşık %80 oranda süt kanallarında (invaziv duktal karsinom), yaklaşık %20 oranda süt bezlerinde (invasiv lobular karsinom) meydana gelmektedir. Dokularda kanser hücrelerinin gelişimi ve çoğalması genellikle çok sessiz ve yavaş olmaktadır. Ancak çoğalmanın belirli aşamasından sonra kanser hücreleri çevredeki normal dokuları istila ederek kan ve lenf yoluyla vücudun çeşitli bölümlerine, özellikle lenf nodüllerine, çok hızlı biçimde nüfuz edebilmektedir. Burada en önemli aşama kanserin diğer doku ve organlara yayılmadan teşhis edilmesidir. Farklı dokulara kanser hücrelerinin yayılması tedavinin ve yaşam olasılığının seyrini değiştireceğinden dolayı diğer kanser türlerinde de olduğu gibi meme kanserinde erken teşhis oldukça önemlidir. Erkeklerde meme kanseri kadınlara göre daha az sıklıkla görülmekle beraber, 100 meme kanserinden 1’i, kanser geliştiğinde kadınlara kıyasla hastalık daha hızlı ve kötü seyretmektedir. Kanser oluşumuna sebep olan temel etkenler tam olarak bilinmese de genetik faktörler, kalıtım, beslenme, fiziksel aktivite gibi birçok etmenden söz edilebilmektedir (Haydaroğlu ve diğ., 2019). Meme kanseri diğer kanser türlerine göre yavaş ilerleyen bir kanser türüdür. Kitle büyüklüğü 5 yılın sonrasında 1 cm’e ulaşabilir ve kan yoluyla diğer organlara yayılabilir.



Şekil 2.2. Meme anatomisi (Kalyoncu, 2017)

2.1. Meme Kanserinin Belirtileri ve Evreleri

Meme kanseri hem Türkiye’de hem de dünyada kadınlar arasında en sık karşılaşılan kanser türüdür. Geçtiğimiz 25 yıla kıyasla meme kanserine yakalanma sıklığında 2,5 kat artış gözlenmektedir. Bilinçlenme ve farkındalık geçmiş zamana göre artmasına rağmen meme kanseri teşhisi hastaların çoğunda ileri evrede konulmaktadır. Bunun en temel sebeplerinden biri hastalığın sinsi ve yavaş ilerlemesidir. Genel belirtiler arasında kadınlarda sıklıkla görülen şikâyetler; meme başı akıntısı, kızarıklık, sertlik, ağrı, ele gelen ve sıklıkla büyüme eğilimi gösteren kitledir. Ayrıca muayene sırasında deri kalınlaşması da belirtiler arasındadır (Bray ve diğ., 2018).

Meme kanserinde kitlenin hangi aşamaya ulaştığını ve farklı organlara yayılıp yayılmadığını belirleyerek evreleme yapılabilen ve tedaviye karar verilebilmektedir. Genel olarak meme kanseri evreleri aşağıdaki gibi sıralanabilir:

Evre 1: Tümör boyutunun 2 cm'den küçük olduğu ve henüz lenf bezlerine yayılmadığı evre. Bu evrede kanserin teşhis edilme oranı %28,5 olarak istatistiklere yansımıştır.

Evre 2: Tümör boyutunun 2-5 cm arasında olduğu, lenf bezlerine yayıldığı veya yayılmadığı evre. Bu evrede kanserin teşhis edilme oranı %48,3’tür.

Evre 3: Çevredeki lenf düğümlerine fazla yayılmanın olduğu evre. Bu evrede kanserin teşhis edilme oranı %14,5 olarak istatistiklere yansımıştır.

Evre 4: Uzaktaki farklı lenf düğümlerine; karaciğer, kemik, akciğer, beyin gibi farklı organlara metastazların olduğu evre. Bu evrede kanserin teşhis edilme oranı %4'tür (Özmen, 2020).

Meme kanseri ile mücadelede en büyük başarı, erken tanı konulmuş olmasıdır. Bu nedenle Ulusal Kanser Enstitüsü (NCI) tarafından hastalara sıklıkla 20'li yaşlardan itibaren kendi kendine meme muayenesi yapması tavsiye edilmektedir. Olası anormal durumlarda klinik muayene desteğinin alınması önem arz etmektedir. Çağımızın modern görüntüleme yöntemleri sayesinde memede oluşan olası bir lezyonun yapısı ve boyutları hakkında bilgi sahibi olmak, erken ve başarılı tedavi şansına erişebilmek, yaşam şansını ve kalitesini arttırmak en önemli hedefler arasındadır. Alanında uzman doktorlar tarafından evreleme yapıldıktan sonra multidisipliner bir yaklaşım ile hastanın ve hastalığın durumuna göre cerrahi müdahale, hormon terapisi, radyoterapi ve kemoterapi gibi yöntemlerin bir ya da birkaçı tedavi olarak uygulanabilmektedir. Multidisipliner yaklaşımda radyoloji, patoloji, tıbbi genetik uzmanı gibi farklı alanlardaki uzman doktor görüşlerine gereksinim vardır.

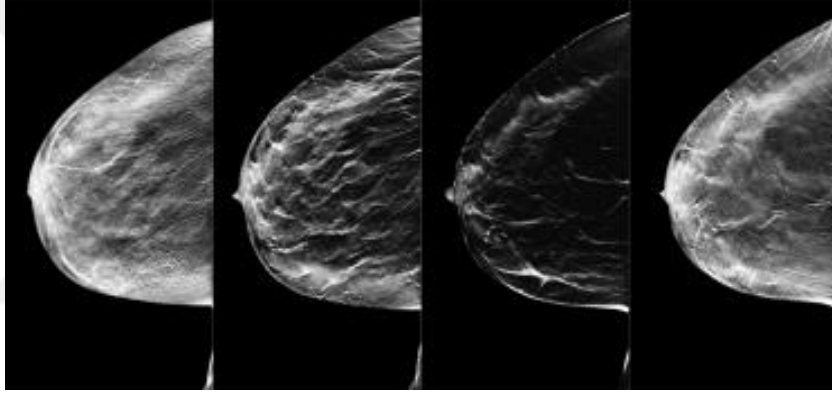
2.2. Meme Kanseri Teşhisinde Tanı Yöntemleri

Hem ülkemizde hem de dünyada meme kanseri, özellikle kadınlar arasında sıklıkla görülen kanser türlerinden biridir (Dyba ve diğ., 2021). Kanserli olmayan lezyonlar yavaş büyüme ve vücuda yayılmama eğilimindeyken, kanserli lezyonlar çevredeki sağlıklı dokuları hızlıca istila edip farklı dokulara hatta tüm vücuda yayılma eğilimindedir. Bu nedenle memede bulunan lezyonların kütlesi, şekli, yapısı hakkında bilgi sahibi olmak, lezyonun malign/benign kitle olduğunu ayırt etmede oldukça önemlidir. Meme kanseri taramalarında kullanılan birçok tarama yöntemleri bulunmaktadır. Memenin yoğunluğu, büyüklüğü gibi parametreler görüntüleme yönteminin tanı performansını etkileyeceğinden uzmanlar, kişiye özgü farklı meme görüntüleme teknolojilerini kullanmaktadırlar (Eva ve diğ., 2016). Bu görüntüleme yöntemleri arasında en sık karşılaşılan mamografi, ultrason ve manyetik rezonans görüntüleme teknolojileridir (Boyd ve diğ., 2007).

2.2.1. Mamografi

Mamografi, memeye ait dokuları görüntülemek için düşük dozlu X ışınları içeren ve meme kanserini tespit etmek için sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Malign lezyonlara

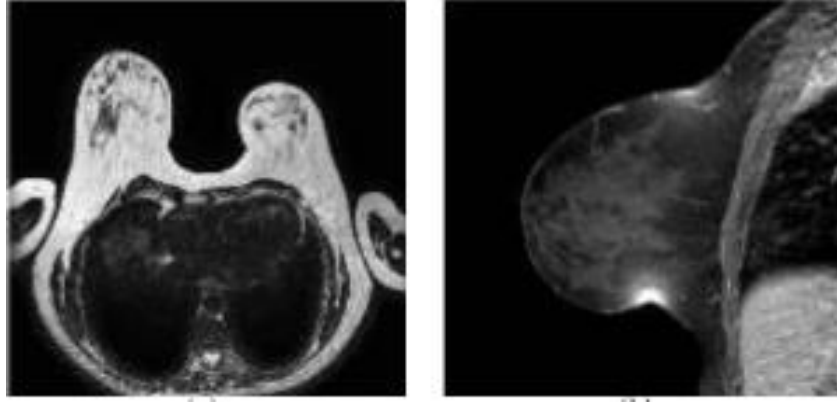
ait yapılanmalar, bozunmalar bu teknik sayesinde görüntülenebilmektedir. Mamografi görüntüleme meme, iki plaka arasına sıkıştırılarak, üst kısımda bulunan farklı açılarla X-ışını tüpünden gönderilen düşük yoğunluklu x ışınlarına maruz bırakılır ve saçılan X-ışınları bir detektör üzerine düşer, bu sayede görüntü algılanır. Şekil 2.3'te memeye ait mamografi görüntüsü verilmiştir. Bu görüntüleme yöntemi ile yapılan meme kanseri taraması, hızlı, nispeten ucuz ve uzman bir görüntüleme teknikeri gerektirmediği için sıklıkla kullanılan tekniktir ancak sınırlamaları da vardır (Bhimani ve diğ., 2017). Özellikle de yoğun göğüs yapısına sahip kadın popülasyonlarında Yanlış Negatif (YN-kanser yapısı olmadığı halde kanser tespit etme) ve Yanlış Pozitif (YP-kanser yapısı var olmasına rağmen kanser tespit etmeme) sonuçlar ortaya çıkabilmekte ve yanlış teşhisten dolayı ölüme kadar giden durumlar ile karşılaşılabilir (Zhi ve diğ., 2010).



Şekil 2.3. Memeye ait mamografi görüntüsü (Rodríguez, 2014)

2.2.2. Manyetik Rezonans Görüntüleme

Manyetik Rezonans Görüntüleme, beyin, kalp, omurilik, göğüs, beyin gibi vücudun neredeyse her bölümünün ayrıntılı görüntülerini oluşturmak için manyetik alan ve radyo dalgalarının kullanıldığı görüntüleme tekniğidir. Şekil 2.4'te memeye ait MRI görüntüsü verilmiştir. Meme lezyonlarını görüntüleme, mamografi ve ultrason görüntüleme ile yapılan taramalara ek olarak kullanılmaktadır. Bu sayede diğer görüntüleme yöntemlerinde tespit edilen anormalliklerin ayrıntılı incelenmesi sağlanmaktadır. Mamografi görüntüleme ile tespit edilebilecek bazı kanserli dokuları gözden kaçırabileceğinden tek başına bir meme kanseri taraması için uygun olmayabilir. Ayrıca nispeten pahalı bir görüntüleme yöntemidir ve çok yüksek kanser riski taşıyan bireylerde lezyon yapısını incelemeye tercih edilmektedir (Min, 2020).



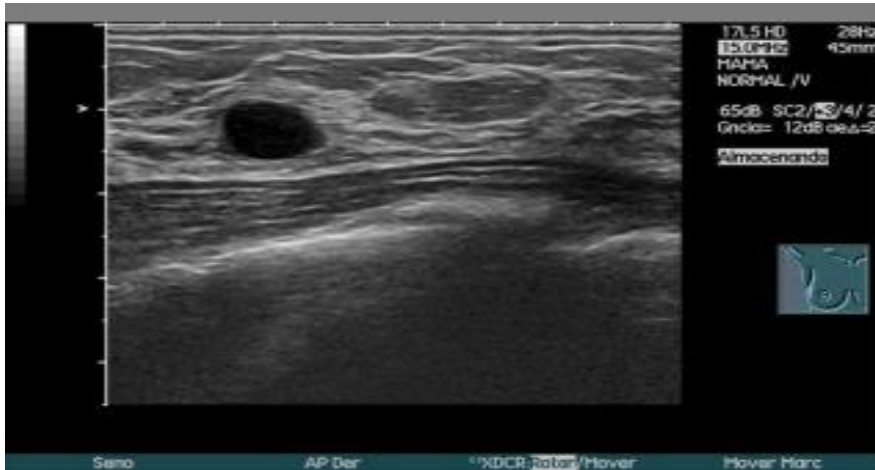
Şekil 2.4. Memeye ait MRI görüntüsü (Rodríguez, 2014)

2.2.3. Ultrason Görüntüleme

Ultrason Görüntüleme, sıklıkla tercih edilen meme kanseri tarama yöntemlerindedir. Bu ultrasonu görüntülemeye meme yapısının görüntülenmesinde diğer görüntüleme yöntemlerinden farklı olarak ses dalgaları kullanılır ve kanser tespiti için çok etkilidir. Uzman bu teknikte, transdüser görevi gören bir prob ve jel kullanır. Burada jel dönüştürücü ile görüntülenmek istenilen yüzey arasında oluşan hava girişimini azaltır ve ses dalgaları için iletken bir ortam görevi görür. Ultrasonik ses dalgaları, prob yardımıyla, görüntülenmek istenilen doku bölgesine gönderilir ve dokudan geri yansıyan farklı periyot ve oranda ses dalgaları yine prob tarafından algılanarak görselleştirme ünitesinde kullanılır, bu sayede görüntü oluşur (Block, 2015). Ultrason (US) görüntüleme tekniği girişim gerektirmediğinden ve mamografideki gibi radyasyon yayan ajanlar kullanılmadığından güvenli bir işlem olarak uzmanlar tarafından tercih edilir. Uygun olmayan meme yapısı nedeniyle sıkıştırılamayan ve mamografi ile görüntüleme yapılamayan bireylerde, özellikle erkeklerde, kullanılabilmesi de bu görüntüleme yönteminin avantajları arasındadır. Ayrıca ultrason, görüntüleme yapan operatörün veya radyoloğun meme yapısını gerçek zamanlı olarak gözlemlemesine olanak tanır. Bu özelliği sayesinde biyopsi gerektiren durumlarda da biyopsi iğnesinin örnek alınması gereken dokuya doğru bir şekilde yerleştirilmesinde o bölgenin eş zamanlı görüntülenmesini sağlamaktadır (Jalalian ve diğ., 2013).

Ultrason görüntüleme yöntemi diğer medikal görüntüleme yöntemlerinde de olduğu gibi tespit etmek istenilen lezyonun detaylarının görünürlüğünü ve belirginliğini azaltan artefakt ve gürültülerden çokça etkilenir (Contreras ve diğ., 2012). Şekil 2.5'te meme

ultrason görüntüsü verilmiştir. Görüntülemeyi gerçekleştiren uzman, ultrasonda bir lezyon tespit ettiğinde lezyonun çevresini cihazın sağlamış olduğu ara yüz yardımıyla yaklaşık olarak çerçeveler, bu sayede lezyonun olduğu bölgenin tüm görüntüden kısmen ayırt edilmesini sağlar (Yap ve diğ., 2008). Aynı zamanda yine uzman görüntülediği lezyonun boyutu, yapısı, şekli, yayılımı gibi birçok parametreye bakarak iyi huylu ya da kötü huylu olduğu hakkında görüş bildirebilmektedir (Pons ve diğ., 2013). Bunun gibi sebeplerden de anlaşılacağı üzere ultrason görüntülerini inceleme, alanında uzman kişileri gerektiren bir yöntemdir. Görüntünün gürültülerden de etkilendiği göz önünde bulundurulursa, uzmanın dahi lezyonun boyutları ve yapısı hakkında net olarak bilgi vermesi söz konusu değildir. Dolayısıyla bu durum yanlış pozitif ve yanlış negatif denilen sonuçların elde edilmesine sebep olabilir. Yanlış teşhis konulması ölüme kadar gidebilecek sonuçlar doğurabilir. Ancak günümüzde Derin öğrenme yöntemlerinin birçok alanda kullanılabilmesiyle birlikte sıklıkla konvolüsyonel sinir ağı modelleri ile karşılaşmaya başlanmıştır. İlgili alanı (ROI- Region of Interest) denilen yapılar sayesinde lezyon tespitinde oldukça yüksek başarımlar elde edilmiştir (Xing ve diğ., 2020). Bu yöntemler ile ultrason görüntüleme yapan uzmanın yanlış ya da eksik yorumlama gibi hataların azaltılması sağlanabilir (Advani, 2021). Özellikle bu yöntemlerin medikal alanlara uygulanması ile erken ve doğru teşhis alanında büyük adımlar atılmıştır. Çünkü derin öğrenme modelleri, görüntülerden özellik çıkarma ve öğrenme yeteneğine sahiptir. Bu sayede tıpkı bir uzman gözüyle lezyonu görüntüden net bir şekilde ayırt edebilir ve malign/benign sınıflandırmasını yapabilir (Karthik ve diğ., 2021).



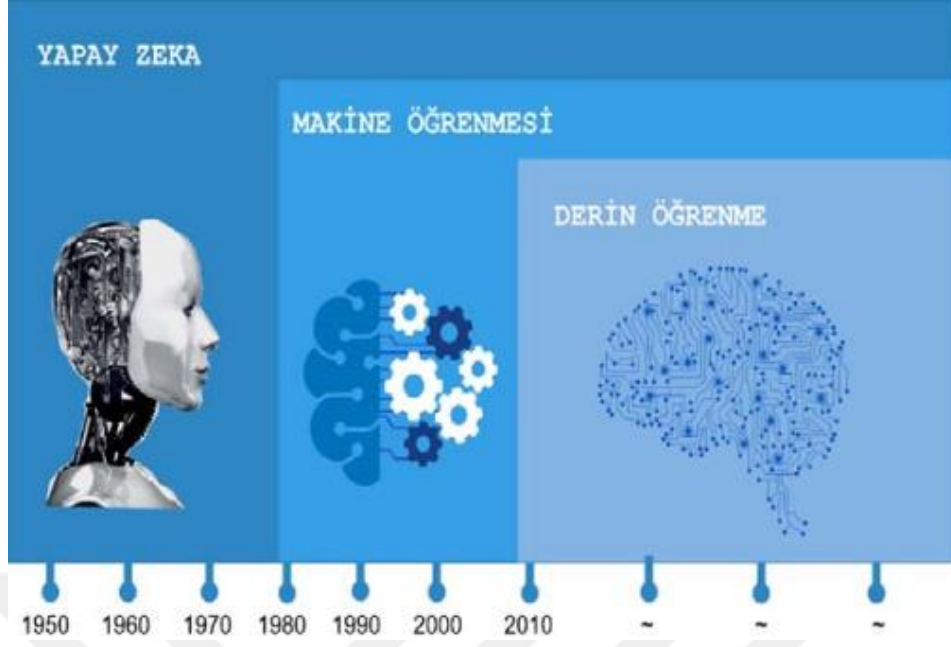
Şekil 2.5. Meme ultrason görüntüsü (Rodríguez, 2014)

3. DERİN ÖĞRENME VE YAPAY ZEKA

Yapay zeka genel anlamda, tıpkı insanlarda olduğu gibi çevresinde gerçekleşen parametrelerden bir olgu çıkarıp öğrenen ve herhangi bir olayla/durumla karşılaştığında yine aynen insanlardaki gibi gelişen zekasını kullanarak durumu yorumlayabilen ve bir sonuç çıkarabilen ya da bir eylemin gerçekleşmesini sağlayan sistemlerdir (Öztürk ve Şahin, 2018). Geleneksel anlamdaki yazılım dilleri belirli algoritmalar üzerinden işlemlerini yürütür ve çıktı alınması istenen her bir durum için kullanıcının manuel olarak kodlama yapması gerekmektedir. Kullanılan programlama dili algoritmada bulunmayan veya kodlanmayan bir durum ile karşılaşırsa programı durdurur ve/veya hata verir. Ancak yapay zekâ sistemlerinde geleneksel programlama dillerinden farklı olarak manuel kodlama durumu tam olarak bu şekilde olmaz, kullanıcı tarafından yapay zekanın “öğrenmesi öğretilir”.

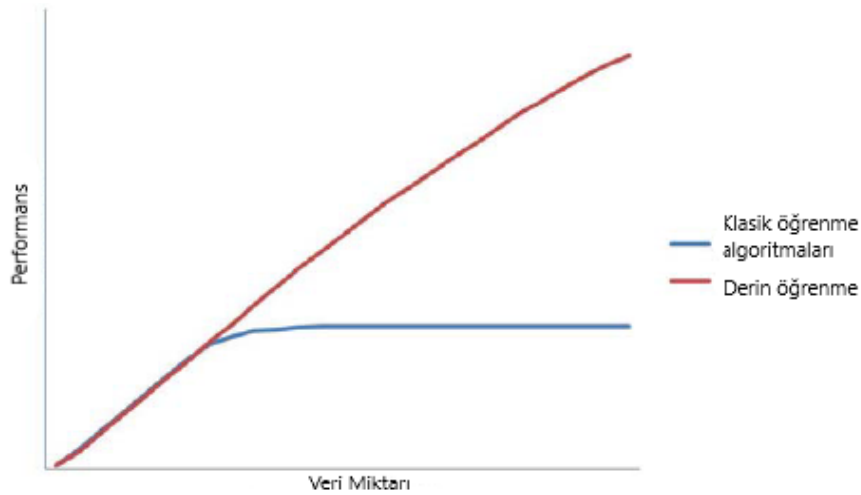
Gerçekte yapay zekâ kavramı 1950’lerden önce bilimde konuşulmaktaydı. Ancak bilgisayar bilimi, matematik ve farklı alanlardaki paralel gelişmeler yapay zekanın gelişmesine izin vermiştir ve potansiyel olarak bu alandan yararlanılması 1950’li yıllarda gerçekleşmiştir. Yapay zeka kavramı ilk defa 1950’lerde, İngiliz bir bilim adamı olan Alan Turing tarafından ortaya atılmış (Winston, 2017) ve “Makineler düşünebilir mi?” sorusuna yanıtı aranmış olsa da terminolojik bir terim olarak yapay zeka, 1956 senesinde İngiltere/New Hampshire’da gerçekleşen bir çalıştayda (Dartmouth College) John McCarthy tarafından sunulmuştur (Lewis, 2014). 1959 yılında ise Erzurum Atatürk Üniversitesi’nde bir Halk Konferansı Bildirisinde ‘Makine Düşünebilir mi ve Nasıl Düşünebilir?’ konu başlığıyla Prof. Dr. Cahit ARF, bu konuyla alakalı düşüncelerini bildirmiştir (Arf, 1959). Fikri ortaya atan bilim adamlarının amacı yapay zekaları, insanlar gibi, sadece insanın yapabileceği türden işleri yapabilen; durumları öğrenme, düşünme, karar verme gibi düşünsel yeteneklerini taklit eden sistemler geliştirmektir (Copeland, 2021). Ancak yapay zekâ zamanla bazı sınıflandırma problemleri, görüntü tanıma, metinden anlam çıkarma gibi problemler için yetersiz kalmaya başlamıştır. Bunun sebebi bazı problemlerin o zamanki dönemde kullanılan sabit kural tabanlı sistemler, sabit kodlanmış algoritmalar gibi yapay zekâ tekniklerine uygun olmamasıdır. Çözüm olarak yapay zekanın sadece insan davranışlarını taklit etmeyip aynı anda insanların nasıl öğrendiğini de taklit etmesi gerektiğini anlamışlardır.

1980’lerde Makine Öğrenmesi kavramı, daha teknik bir terim olarak ortaya çıkmıştır. Kavram olarak makine öğrenmesi, insanların öğrenme yöntemini taklit edebilmek için algoritma ve verileri kullanan, aynı zamanda da doğruluğunu ‘birikimli’ olarak artırabilen bir bilgisayar bilimi ve yapay zeka alt alanıdır (Thomas, 2020). Buradan da anlaşıldığı üzere makine öğrenmesinde bilgi birikimi ve bu bilgilerden çıkarım yapma söz konusudur. Makine öğrenmesinde kullanılan algoritmalarının gelişmesi de sınıflandırma ve tahmin gibi problemlerin çıktılarının da başarılı olmasını sağlamıştır (Yakut ve Doğru Bolat, 2020). Ancak yine de insanların kolaylıkla başarılı oldukları ses konuşma tanıma veya el yazısı ile yazılmış harf /rakamları tanıma gibi bazı problemlerde makine öğrenmesinin daha az başarılı olduğu anlaşılmıştır. Uzun yıllar boyunca makine öğrenmesi ve yapay zekâ alanlarında önemli gelişmeler yaşanmamıştır. Bunların en temel sebepleri o dönemlerdeki bilgisayarların CPU açısından yeterli olmaması ve güçsüz olması, veri setlerinin yetersizliği, yanlış ve lineer olmayan aktivasyon fonksiyonlarının kullanılması, hatalı sonuçlar elde edilmesidir. Ancak zamanla gelişen teknoloji ile birlikte bilgisayarların performanslarında artış sağlanması ve veri madenciliğinin de gelişmesiyle algoritmaların geliştirilebilmesini sağlayan veri setlerinde artış olmasıyla (Böyük ve Duvar, 2021), yıllar sonra yapay zeka uygulamaları ve makine öğrenmesi gibi kavramlar yeniden popülerlik kazanmıştır (Awesome Data, -). Yapay zeka sistemlerinin geliştirilmesi için yapılan yoğun çalışmalar ve makine öğrenmesinde kullanılan algoritmaların geliştirilmesi ile 2010 yılında bir seviye daha yükselerek problemlerin çözümüne deneme-yanılma yöntemleri ile yaklaşan ‘derin öğrenme’ modelleri geliştirilmeye başlanmıştır (Kızrak ve Bolat, 2018). Bu bakımdan Şekil 3.1’de görüldüğü gibi derin öğrenme makine öğrenmesi ve yapay zekanın alt kümesidir. Kavram olarak birçok tanımlaması olmakla birlikte genel olarak derin öğrenme, insan beyninin karşılaştığı karmaşık problemleri çözmek için kullandığı, olguyu gözleme, durumu analiz etme, öğrenme ve karar verme gibi yeteneklerini taklit edebilen, denetimli/denetimsiz olarak özellik çıkarma, sınıflandırma, desen analizi gibi işlemleri büyük miktarlardaki verileri kullanarak yapabilen bir makine öğrenmesi tekniğidir (Gu ve diğ., 2016).



Şekil 3.1. Yapay zekanın alt kümeleri; makine öğrenmesi ve derin öğrenme (Süzen ve Kayaalp, 2018)

Derin öğrenme ile makine öğrenmesi arasındaki en belirgin farklılık, derin öğrenme yönteminin veri analizi yaparken uzman faktörünü kullanmadan veri özelliklerini/öz niteliklerini yapısında bulunan çok katmanlı sinir ağıyla öğrenebilmesi olarak belirtilebilir (LeCun ve diğ., 2015). Derin öğrenmenin, geleneksel makine öğrenimi algoritmalarına göre temel avantajlarından biri de, Şekil 3.2'de görülebileceği üzere, mevcut veri miktarı arttığında performansının genellikle doğrusal bir büyümeye sahip olmasıdır (Mahapatra, 2019).

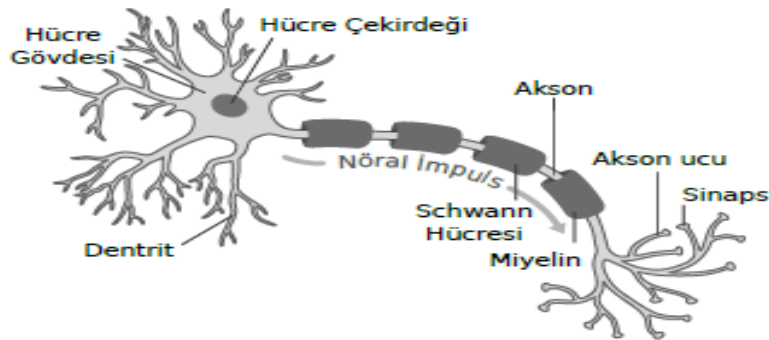


Şekil 3.2. Derin öğrenme ve makine öğrenmesi algoritmaları performansı

Derin öğrenme sistemi, görüntü özelliklerinin çıkarılması, verilerin sınıflandırılması, görüntülerin işlenmesi, farklı diller arası çeviri yapması, resim içeriğinde bulunan imgeleri metin haline getirme, gerçek zamanlı insan hareketlerinin tahmini, Siri- Alexa gibi konuşan sistemler, bilgisayar öngörüsü, desen tanıma, robotlar, bilgisayar oyunları, otonom arabalar gibi farklı alanlarda başarılı sonuçlar elde edilebilen alandır. Bu sistemler kendi kendine öğrenen algoritmalar kullanmasıyla ön plana çıkmaktadır. Bahsedilen algoritmalar denetimli veya denetimsiz olarak öğrenebilme kapasitesine sahiptir. Ancak burada kullanılan verilerin miktarı sistemin öğrenme performansını etkileyeceğinden, ne kadar çok veri varsa derin öğrenme sistemlerinin çıktılarının doğruluğu da o kadar iyi olacaktır.

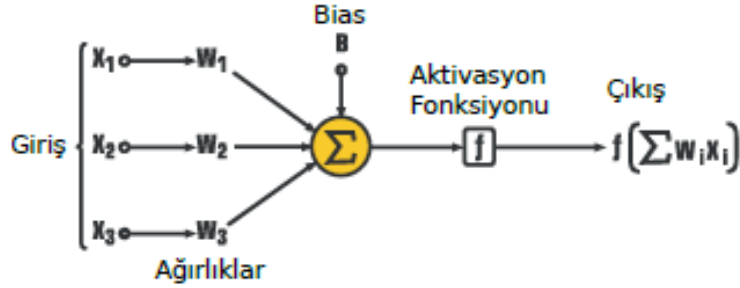
3.1. Yapay Sinir Ağları

Gelişen teknoloji ile, yapay zekâ, makine öğrenmesi ve derin öğrenme sistemleri, mühendislik, tıp gibi alanlar başta olmak üzere neredeyse tüm bilimsel alanlarda kullanılmaya başlanmıştır. Özellikle de karar verme süreçlerinde, bir uzmanın varlığını gerektiren durumlarda bu alanlardan faydalanılması hem süreci hızlandırmış hem de insanın karar verme mekanizmasından kaynaklanan hataları minimuma indirmiştir. İşte bu makine öğrenmesi ve derin öğrenme sistemlerinde kullanılan yapay sinir ağı modelleri (YSA), insan beyin yapısını oluşturan sinir sistemlerini referans alarak bu yapıları taklit eden birimlerden oluşmaktadır. İnsan sinir sistemi 'nöron' adı verilen ve bir duruma karşı sonuç üretmek üzere birbirleri arasında kurulan özel bir iletişim yöntemiyle bağlantı kuran hücrelerden meydana gelmektedir. Temel bir nöron içerisinde; çekirdek, dentrit (giriş terminali) ve akson (çıkış terminali) bulunmaktadır. Bu yapılara ait şema Şekil 3.3'te verilmiştir.



Şekil 3.3. Biyolojik organizma nöron yapısı (Özcan, 2020)

Nöronlar birbirlerine akson ve dentritler ile bağlanırlar ve bağlandıkları bu bölümlere sinaps adı verilmektedir. Frank Rosenblatt tarafından insan beyni sinir yapısı taklit edilerek geliştirilen yapay sinir ağının ilk adımları 1950'li yıllarda 'perceptron' adı verdikleri modeller ile atılmıştır. Yapay sinir ağı hücresine ait matematiksel model şeması Şekil 3.4'te verilmiştir.



Şekil 3.4. Yapay sinir ağı matematiksel modeli (Suk, 2017)

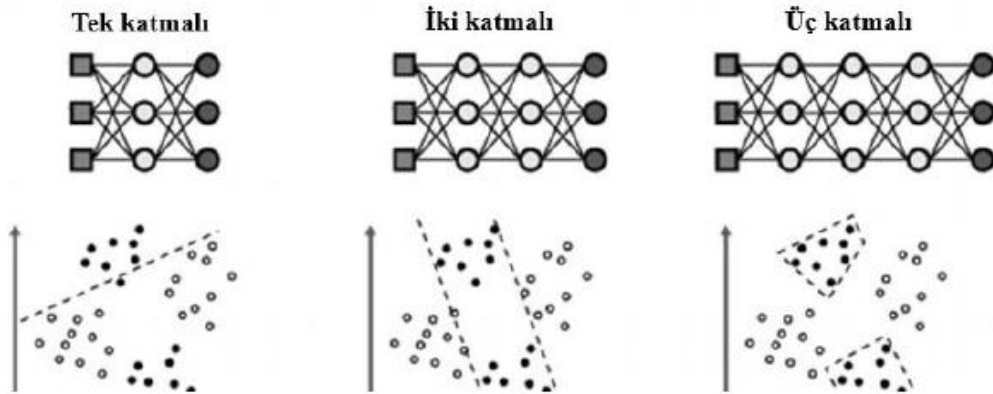
Bir nöronun dentritleri diğer bir nöronun aksonu ile uyarıldığında nöron hücresinin gövdesinden bir elektrokimyasal sinyal üretilmekte ve elektrokimyasal sinyaller, belli bir elektriksel potansiyel eşiği aştığında bu sinyaller akson ucuna doğru iletilmektedir. Diğer nöronlara ait dentritler, arada bulunan sinaps bölgeleri aracılığıyla uyarılmaktadır. Yapay sinir ağlarında ise bu işlem hesaplama birimleri tarafından gerçekleştirilmektedir. Biyolojik yapılardaki sinapsların yapay sinir ağlarında karşılığı ise ağırlıklardır. Bir yapay sinir ağına verilen girdilerin her biri ağırlıklar tarafından ölçeklendirilir ardından aktivasyon fonksiyonu birimine gönderilir ve Şekil 3.4'te görüldüğü gibi nihayetinde bir çıkış elde edilir. Yapay sinir ağı modelinin matematiksel olarak ifadesi Denklem (3.1)'de verilmiştir:

$$y(k) = F(\sum_{i=0}^m w_i(k)x_i(k) + b) \quad (3.1)$$

Denklem 3.1'de yapay sinir ağına bir veri giriş (x) olarak verilir ve bu veriler kendilerine ait ağırlıklar (w , weight) tarafından çarpım işlemine tabi tutulur. Sonrasında bu ölçeklenmiş veriler ve yanlılık (b , bias) değeri birbiriyle toplanır, tüm girişler için bu işlem tekrarlanır ve elde edilen sonuç bir aktivasyon fonksiyonundan (f) geçerek çıktı elde edilir. Denklem 3.1'de $x_i(k)$ ve $w_i(k)$ ile ifade edilen değerlerdeki 'i' 0 ile m arasında değer alır. F aktivasyon fonksiyonu da ayrık zamanlı k için $y(k)$ çıkışını üretir.

Buradaki aktivasyon fonksiyonları çözülmesi gereken probleme göre değişkenlik göstermektedir. Bunlar arasında Adım Fonksiyonu (Step Function), Doğrusal Olmayan Fonksiyonlar (Nonlinear Function) ve Doğrusal Fonksiyon (Linear Function) yer almaktadır (Krenker ve diğ., 2011).

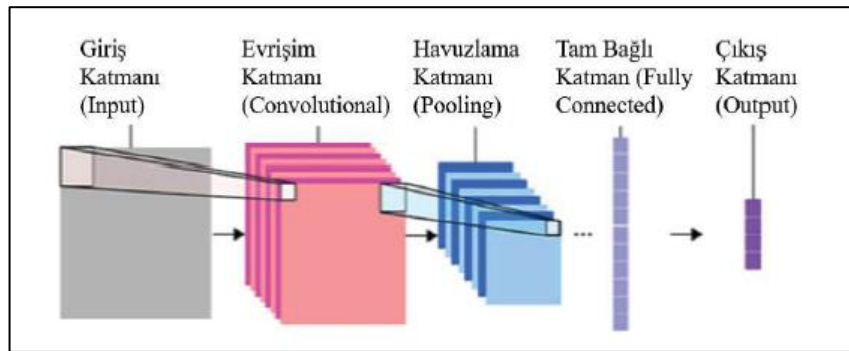
İlk defa Rosenblatt tarafından geliştirilen nöron yapısı, perceptron, ileri beslemeli ve tek bir gizli katmana (hidden layer) sahiptir. Ancak tek gizli katmanı bulunan bu yapılar XOR (eXclusive OR- Özel Veya) problemleri gibi nonlinear durumların çözümünde yetersiz kalmıştır. Bu nedenle nonlinear problemlerin çözümü için çok katmanlı perceptronlar (Multiple Layer Perceptron) kullanılmaya başlanmıştır. Bununla birlikte bir de çok katmanlı bu yapılarda kullanılacak geriye yayılım algoritmaları (backpropagation) sinir ağının eğitimine katılmıştır. Geriye yayılım algoritmasında, girdiler yukarıda bahsedilen nöron yapısından geçer ve bir çıktı değeri elde edilir. Modelin verdiği tahmin (prediction) ile hedeflenen (target) çıktı değerleri arasındaki fark hata oranını vermektedir. Bu hata (maliyet fonksiyonu) sinir ağında belirlenen ağırlıkları yeniden düzenlemek için çıkıştan girişe doğru geriye döndürülür. Yapay sinir ağından elde edilen çıktı ile hedeflenen çıktı arasındaki hata optimizasyon algoritmalarıyla azaltılıp, en uyumlu ağırlık oranları elde edilene kadar bu süreç tekrarlanır. Bu yapıların bir diğer avantajı yapay sinir ağında bulunan gizli katman sayısı arttıkça kompleks problemlerin çözümündeki kabiliyetlerinin de artmasıdır (Zou ve diğ., 2008). Tek katmanlı ve çok katmanlı yapay sinir ağına ait şema Şekil 3.5'te verilmiştir.



Şekil 3.5. Tek ve çok katmanlı yapay sinir ağı yapısı (Goncalves ve diğ., 2013)

3.2. Evrişimli Sinir Ağları ve Katmanları

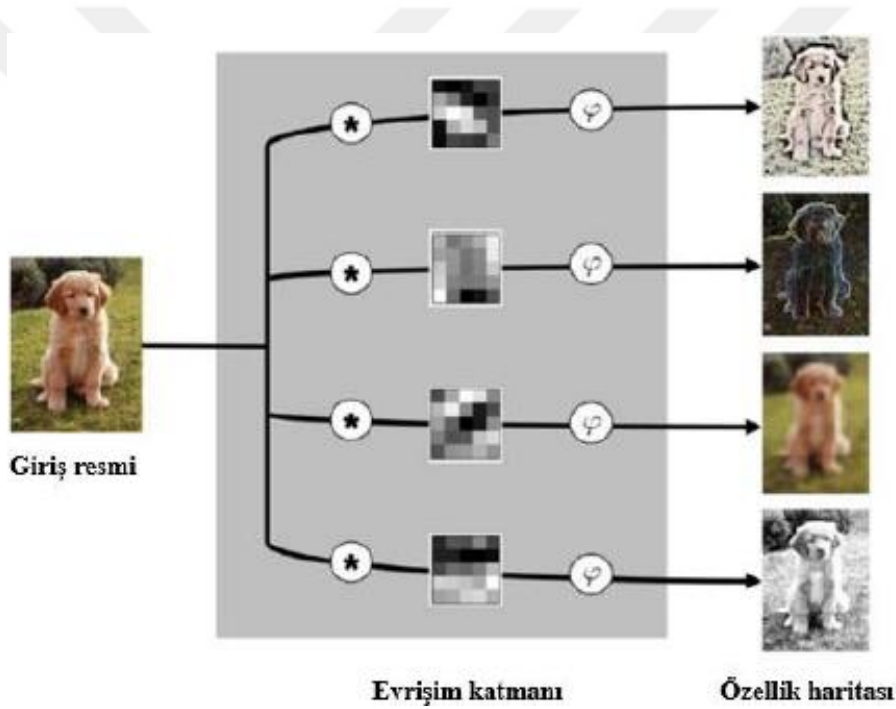
Biyolojik yapılarda bulunan görsel korteks, görsel bir verinin sadece belirli özelliklerine ya da bölgelerine duyarlı hücrelerden oluşur. Görsel kortekste bulunan farklı nöronlar, görüntüye ait özelliklere göre birbirlerinden farklı yanıt oluştururlar. Örnek vermek gerekirse, bir görsel veride paralel çizgilerin olduğu var sayılırsa sadece belirli nöronlarda aktivasyon oluşumu gözlemlenir. Bu durum Evrişimli Sinir Ağlarının (ESA) oluşmasına katkıda bulunmuştur (Wani ve diğ., 2020). Yapay sinir ağları çok çeşitli problemlerde başarılıdır ancak girdi olarak verilen veri seti görüntü/resimlerden oluştuğunda geleneksel sinir ağı yapısı çok verimli değildir. Buna sebep olan, geleneksel sinir ağı yapısında bulunan bir katmandaki nöronun, ardından gelen nörona bağlı olmasıdır ve görsel veri girişe verildiğinde oldukça büyük parametrelili çıktılarla sonuçlanmaktadır. Bu durumda ya görsel verinin boyutsallığını azaltmak ya da yapay sinir ağın yapısında bulunan katman sayısının azaltılması gereklidir (Pinto, 2017). ESA yapıları nesne algılama, görüntü analizi ve sınıflandırma, konuşma tanıma gibi birçok uygulama alanında oldukça yüksek performanslar göstermektedir (Postalciöğlü, 2020). Evrişimli sinir ağları bir derin öğrenme modelidir ve amacı girdi olarak verilen görsel veriler gibi yapılardan veriye ait öznitelikler çıkarmaktır (Lecun ve diğ., 1998). Çok katmanlı sinir ağı mimarisine sahip olması gereği yüksek hesaplama gücü gerektirmektedir. Bu da ağın eğitiminin çok uzun sürmesine sebep olmaktadır. Dolayısıyla bu türdeki ağ yapılarının grafik işlem birimlerinde (Graphics Processing Unit, GPU) eğitilmesi gerekmektedir. Genel itibariyle bir evrişimli sinir ağı evrişim/konvolüsyon katmanı, Şekil 3.6'da görüldüğü üzere sigmoid, tanh gibi aktivasyon fonksiyonları, havuzlama (pooling) katmanı ve tam bağlı katmandan (fully connected layer) oluşmaktadır (Peng ve diğ., 2017).



Şekil 3.6. Evrişimli sinir ağı yapısı (Peng ve diğ., 2017)

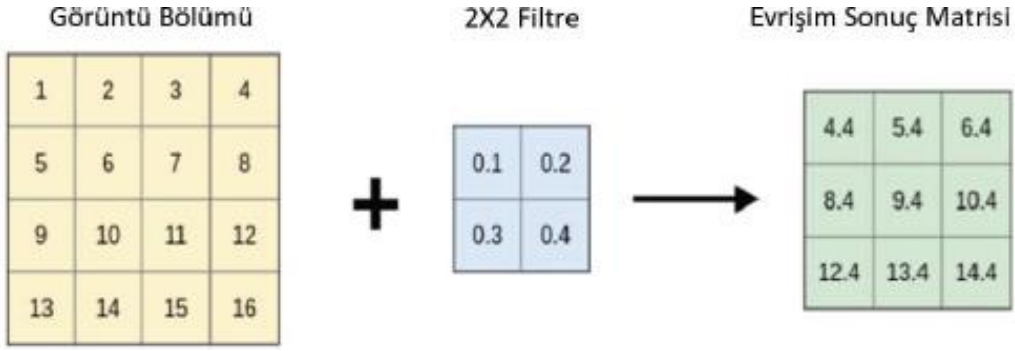
3.2.1. Evrişim (Konvolüsyon) Katmanı

Evrişim katmanı, sinir ağı bağlantılarının konvolüsyon işlemi ile yapıldığı ileri beslemeli bir ağ yapısıdır. Temel işlevi, girdi kümesi boyunca ortak öznitelikler tespit etmek ve elde ettiği veriler ile yeni görüntüler üretmektir. Şekil 3.7’de Evrişim filtreleri ve özellik haritası görülmektedir. Şekildeki ϕ işareti aktivasyon fonksiyonunu, * işareti evrişim işlemi göstermektedir. Bu birimde, ağırlık olarak eğitilebilir filtreler kullanılmaktadır. Kayar pencere ile girdi olarak verilen görüntünün tamamına uygulanan filtreler ile öznitelik haritası çıkarılmaktadır. Ayrıca konvolüsyon katmanında kullanılan filtre sayısı ile eş miktarda özellik haritaları oluşturulur (Kim, 2017).



Şekil 3.7. Evrişim filtreleri ve özellik haritası (Kim, 2017)

Özellik haritalarını oluşturmak için evrişim işleminde kullanılan filtreler sabit adımlarla görüntü üzerinde kaydırılır. Görüntüye ait matris değerleri ile filtreye ait matris değerleri örtüşürler ve bu noktalar çarpılıp toplanarak yeni bir matris değerleri oluşturulur. Bu, özellik haritasına ait matris değerleridir. Sabit adımla kayarak yapılan bu işlemler görüntünün tüm yüzeyi taranana kadar devam eder ve daha sonrasında sonlanır. Ardından bu öznitelik haritaları tanh, sigmoid, ReLU gibi bir aktivasyon fonksiyonu işlemine tabi tutulur ve sonuç olarak konvolüsyon katman çıktısı elde edilir.



Şekil 3.8. Evrişimli sinir ağına ait matris filtre (Vasilev, 2019)

Şekil 3.8’de örnek olarak verilen konvolüsyon katmanında 2x2 boyutlarında kullanılan bir filtre ile yapılan hesaplama sonucu elde edilen 3x3’lük konvolüsyonel özellik matrisi gösterilmiştir. Bu hesaplama, Giriş olarak verilen 4x4’lük görüntü matrisinin başından sonuna kadar devam eder. Denklem (3.2)’de görüntü matrisi ve filtre ile yapılan hesaplama işleminin nasıl gerçekleştirildiği gösterilmiştir.

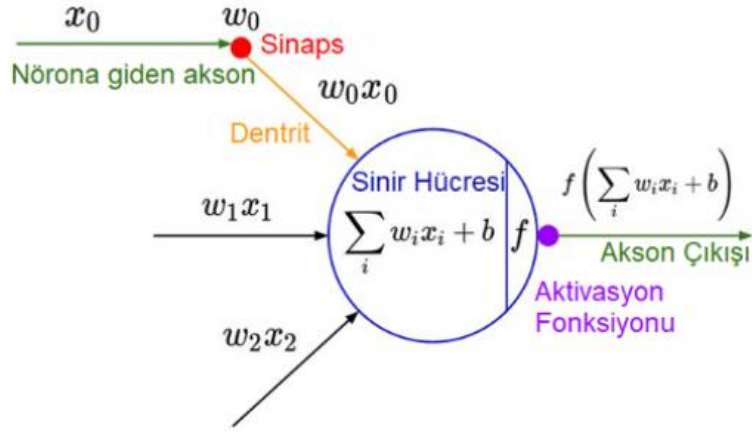
$$(1 \times 0,1) + (2 \times 0,2) + (5 \times 0,3) + (6 \times 0,4) = 4,4 \quad (3.2)$$

$$(2 \times 0,1) + (3 \times 0,2) + (6 \times 0,3) + (7 \times 0,4) = 5,4 \dots$$

Evrişim katmanında kullanılan filtrelerin boyutları çok önemlidir. Girişte verilen matris boyutlarından küçük boyutlarda olması şartıyla herhangi bir filtre seçimi yapılabilmektedir. Diğer bir önemli nokta kullanılan filtre sayısıdır. Konvolüsyon katmanında fazla miktarda bulunan filtre sayısı ağı eğitimi zorlaştırılacağından bu miktar optimum seviyede seçilmelidir. Genellikle 256x256 çözünürlüğe sahip bir görüntü evrişim katmanına verildiğinde 11x11 veya 7x7 boyutlarında 96 filtre kullanılmaktadır.

3.2.2. Aktivasyon Fonksiyonları

CNN mimarisine ait evrişim katmanında gerçekleşen bir işlem konvolüsyon işlemiyken bir diğeri aktivasyon fonksiyonu kullanmaktır. Konvolüsyon ile gerçekleşen işlem lineer bir işlemdir. Bundan dolayı çıktıya nonlineer özellik katmak için konvolüsyon sonucu elde edilen veriler Şekil 3.9’da görüldüğü gibi doğrusal olmayan bir aktivasyon fonksiyonuna tabi tutulur. Aktivasyon fonksiyonları arasında en çok kullanılanlar; ReLU, sigmoid, tanh ve softmax’tır.

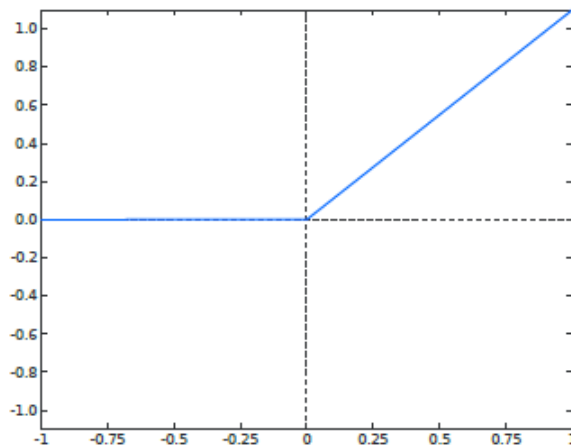


Şekil 3.9. Aktivasyon fonksiyonu (Kızrak, 2019)

3.2.2.1. ReLU aktivasyon fonksiyonu

Açılımı Düzeltilmiş Doğrusal Birim olan bu aktivasyon fonksiyonu hem uygulanma bakımından basit olması hem de eğitimde oldukça etkin olması sebebiyle çok sık kullanılmaktadır. Bu aktivasyonu sayesinde doğrusal olmayan oldukça basit bir dönüşüm gerçekleşmektedir. Bu fonksiyonda, x olarak verilen girişe ait veriler sıfır veya negatif bir değer olduğunda çıkış değeri olarak sıfır, girişe verilen x değeri pozitif bir değer olduğunda ise çıkış değeri girişle aynı değeri alacak şekilde üretilir. Şekil 3.10'da ReLU aktivasyon fonksiyon grafiği verilmiştir (Zhang ve diğ., 2019). Bu fonksiyona ait matematiksel ifade Denklem (3.3)'te yer almaktadır.

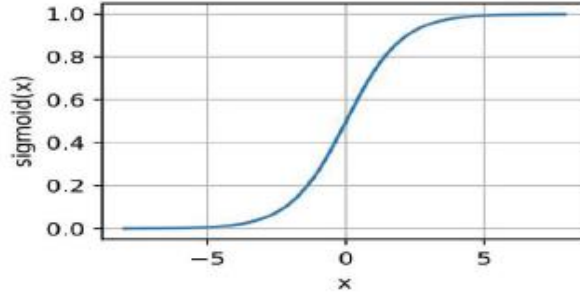
$$\text{ReLU}(x) = \max(x,0) = \begin{cases} x_i, & \text{eğer } x_i \geq 0 \\ 0, & \text{eğer } x_i < 0 \end{cases} \quad (3.3)$$



Şekil 3.10. ReLU aktivasyon fonksiyon grafiği (Zhang ve diğ., 2019)

3.2.2.2. Sigmoid Aktivasyon Fonksiyon

Bu fonksiyon girişe verilen $(-\infty, +\infty)$ aralığındaki her değeri $[0, 1]$ değer aralığındaki bir çıkışa dönüştürür. Şekil 3.11’de de görüldüğü üzere S şeklinde bir grafik yapısı bulunmaktadır (Zhang ve diğ., 2019). Sigmoid fonksiyonuna ait matematiksel ifade Denklem (3.4)’te verilmiştir.



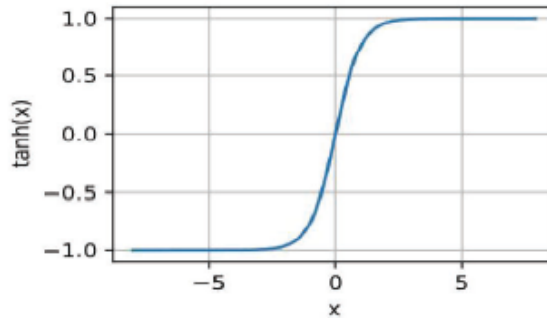
Şekil 3.11. Sigmoid aktivasyon fonksiyon grafiği (Zhang ve diğ., 2019)

$$\text{Sigmoid}(x) = \frac{1}{1+\exp(-x)} \quad (3.4)$$

3.2.2.3. Tanh Aktivasyon Fonksiyonu

Tıpkı Sigmoid aktivasyon fonksiyonunda olduğu gibi, Hiperbolik tanjant fonksiyonu da girişe verilen değerleri $[-1, 1]$ değer aralığına çeker. Sigmoid’den farklı olarak girişe uygulanan negatif verileri negatif değerler ile eşlerken, girişe 0 değeri verildiğinde çıkış sıfıra yakın eşlenir. Şekil 3.12’de Hiperbolik tanjant fonksiyonu grafiği verilmiştir. (Zhang ve diğ., 2019). Tanh fonksiyonuna ait matematiksel ifade Denklem (3.5)’te verilmiştir.

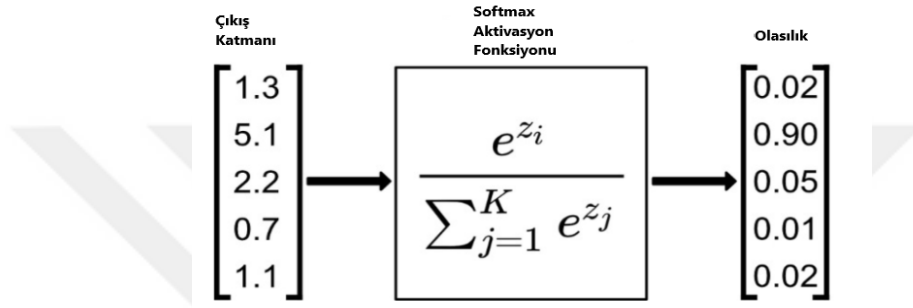
$$\text{Tanh}(x) = \frac{1-\exp(-2x)}{1+\exp(-2x)} \quad (3.5)$$



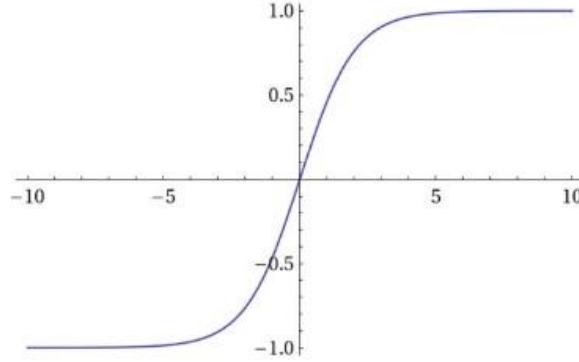
Şekil 3.12. Hiperbolik tanjant fonksiyonu grafiği (Zhang ve diğ., 2019)

3.2.2.4. Softmax Aktivasyon Fonksiyonu

Bu fonksiyon çoklu sigmoid olarak da bilinmektedir. Çünkü çok sınıf içeren sınıflandırma problemlerine uygun bir aktivasyon fonksiyonudur. Fonksiyon Şekil 3.13'te görüldüğü gibi çıkışı her sınıfa ait 0 ile 1 arasında ve toplamı 1 olacak şekilde bir olasılık sonucuna döndürür. Burada önemli olan, çıkışta sınıf sayısı kadar nöron olması gerektiğidir (Radecic, 2020). Softmax fonksiyonuna ait fonksiyon grafiği Şekil 3.14'te verilmiştir.



Şekil 3.13. Softmax aktivasyon örneği (Radecic, 2020)

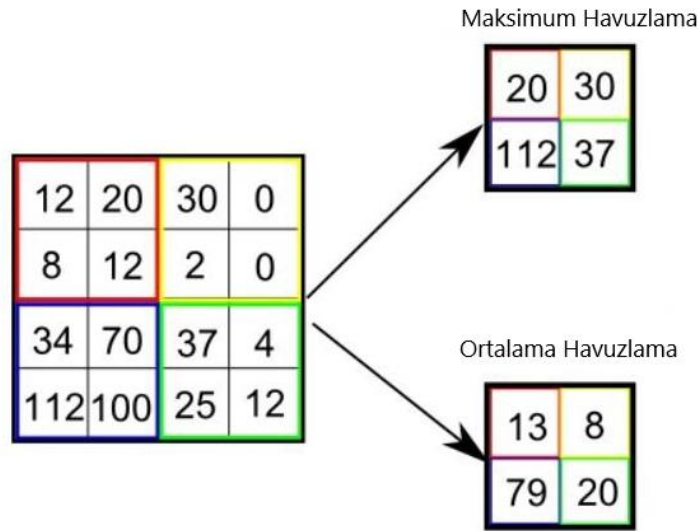


Şekil 3.14. Softmax aktivasyonu grafiği (Ayten, 2021)

3.2.3. Havuzlama/Birleştirme (Pooling) Katmanı

Evrişimli sinir ağlarının her bir katmanında oluşan öznetelik haritaları bir konvolüsyon işlemine tabi tutulur. Ardı sıra gerçekleşen konvolüsyon işlemleri sonucu bir sonraki katmana giriş olarak verilecek girdi boyutları gittikçe artmakta ve sinir ağına ilk verilen görüntü verisinden alınan küçük bir bölümden elde edilen öznetelikler istenmeyecek miktarda olabilmekte ve bir sonraki katmanlarda baskın hale gelmektedir. Yüksek miktarda elde edilen öznetelik harita verileri de hem çok yüksek bir işlem/hesaplama

gücü gerektirmekte hem de YSA'nın eğitiminde aşırı uyum/ezberleme gibi sorunlara sebebiyet vermektedir. Havuzlama katmanı ile önceki katmandan elde edilen çıktının boyutlarını azaltma işlemi gerçekleştirilir. Girişe verilen görüntü piksellerinin belirli bir kısmının maksimum değerleri veya ortalama değerleri alınarak sonraki katmana verilecek görüntü boyutu küçültülmektedir. Giriş olarak verilen görüntünün bir 4x4 matrislik bir bölümü Şekil 3.15'te olduğu gibi havuzlama işlemine tabi tutulur ve 2x2 matris boyutlu 4 bölgeye ayrılır. Maksimum havuzlama işlemine tabi tutulacaksa her bir 2x2'lik matris içindeki en büyük değer alınır. Ortalama havuzlama işlemine tabi tutulacaksa da 2x2'lik matris içindeki değerlerin ortalaması alınır ve sonuçta 4x4 boyutlu bir giriş katman verisi 2x2 matris boyutlu bir çıkışa dönüştürülür (Gholamalinezhad ve Khosravi, 2020).

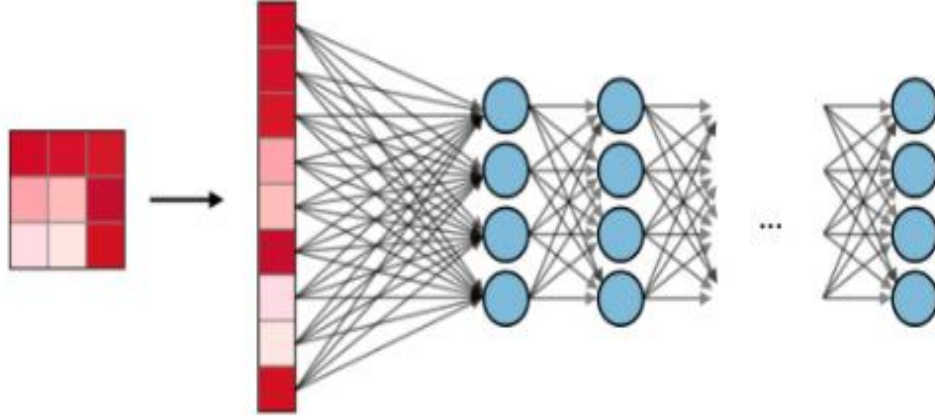


Şekil 3.15. Maksimum ve ortalama havuzlama işlemi (Czumak, -)

3.2.4. Tam Bağlı Katman (Fully connected layer)

ESA'nın temeli özellik çıkarma ve sınıflandırma üzerine kurulmuştur. Konvolüsyon işleminin gerçekleştiği evrişim katmanı ve birleştirme/havuzlama katmanı, öznelik/özellik çıkarma aşamasında yer alırken bir veya daha çok tam bağlı katman ve aktivasyon fonksiyonu katmanı (softmax) sınıflandırma aşamasına tabidir. Konvolüsyonel sinir ağından elde edilen özellikler tam bağlı katman girişine düzleştirme katmanı ile tek boyutlu bir vektör haline getirilerek bağlanır. Tam bağlı katman Şekil 3.16'da görülmektedir. Tam bağlı katmanın çıkışındaki nöron sayısı ile

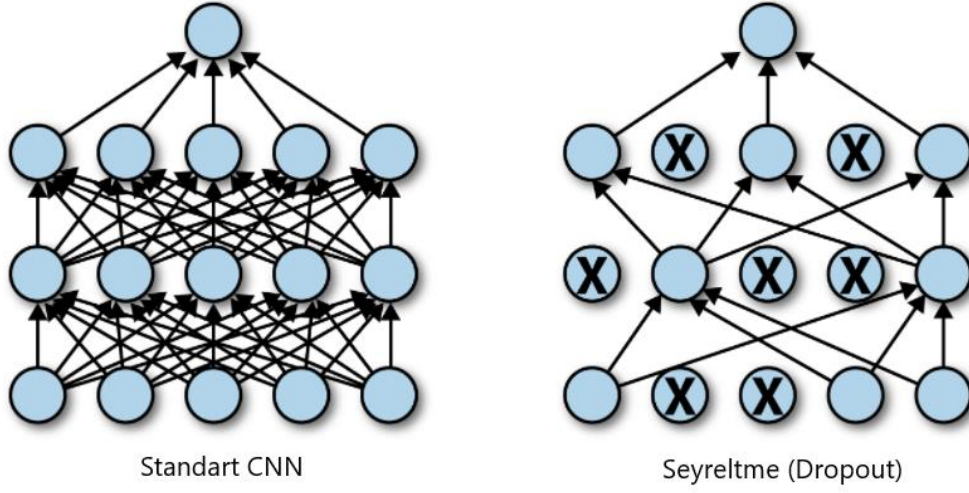
sınıf sayısı eşittir. Çıkışta bulunan sınıflandırma işlemi sonucuna softmax aktivasyon fonksiyonu uygulanır. Bu sayede elde edilen değerler 0 ile 1 arasında ve toplamı 1 olacak şekilde bir olasılık değerine çevrilir (Yamashita ve diğ., 2018).



Şekil 3.16. Tam bağlı (fully-connected) katman (Amidi ve Amidi , -)

3.2.5. Seyreltme Katmanı (Dropout)

Sinir ağı modellerinin eğitildikleri veriler haricindeki yeni veriler ile de başarılı sonuç elde edebilmesine genelleme denilmektedir ve bu derin öğrenmedeki en önemli parametrelerdendir. Modellerin genelleme etkinliğini azaltan etkenler arasında aşırı veya yetersiz uyum problemleridir. Örneğin aşırı uyum probleminde model, eğitildiği verilerde çok başarılı sonuç verirken yeni veriler ile test edildiğinde başarımının azaldığı görülebilmektedir. Bunun sonucunda eğitim sonucu düşük hata elde edilir, ancak yeni veriler ile test sonucunda elde edilen test hatası yüksek olmaktadır. Buradan anlaşılması gereken sinir ağı modeli öğrenmemiş ve eğitildiği verileri ezberlemiştir. Bu durumun aksine yetersiz veya uygun olmayan şekilde eğitilen modelde de yetersiz uyum problemleriyle karşılaşılır. Bunun sonucunda model kendi eğitim verisinde dahi başarısız olur (Brownlee, 2019). YSA modelleri eğitilirken aşırı öğrenme (overfitting) problemleriyle karşılaşıldığında sinir ağına seyreltme katmanı uygulanabilmektedir. Seyreltme katmanında bazı nöronlar ilişkili olduğu tüm bağlantılarıyla birlikte etkisiz bırakılır ve ağ yeniden eğitilir. Şekil 3.17'de Seyreltme katmanı örnek gösterimi verilmiştir. Sonrasında eksiltelen bu nöronlar yeniden ağına yerleştirilir. Bu sayede, YSA modelinin genelleşme özelliği iyileştirilir.



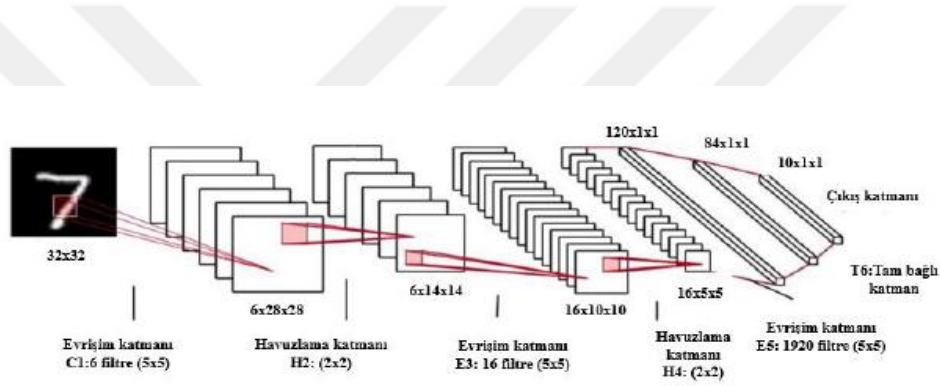
Şekil 3.17. Seyreltme katmanı örnek gösterimi (Ramsundar ve Zadeh, -)

3.3. ESA Mimarileri

Derin öğrenmede yapay sinir ağının eğitimini zorlaştıracak ve/veya verileri ezberleme gibi bir sorun oluşturacak durumlardan biri eğitimde kullanılan veri setinin yetersiz olmasıdır. Transfer öğrenme olarak tanımlanan bir yöntem bu şekilde oluşan aşırı uyum problemini çözmeye oldukça etkilidir ve model farklı veri setleriyle teste tabi tutulduğunda da başarılı sonuç vermektedir (Fırıldak ve Talu, 2019). MNIST, COCO ve ImageNet gibi veri setleri nesne algılama ve segmentasyon gibi problemlerin çözümü için oluşturulmuş büyük ölçekli veri setleridir. Adeta veri bankası denilebilecek bu veri setleri özellikle makine öğrenimi, bilgisayarlı görme ve derin öğrenme gibi alanlarda oldukça sık kullanılırlar. Transfer öğrenme yönteminde bunlar gibi yüksek miktarda veriyi bir araya toplayan veri setleri ile eğitilmiş modellerdeki öğrenilmiş ağırlıklar, yetersiz miktardaki veri ile eğitilecek modelde tekrar kullanılmaktadır. Dolayısıyla, kullanılacak modelde, eğitilmiş bir sinir ağının öğrenmiş olduğu ağırlıklar kullanılacak ve sıfırdan eğitilmek durumunda kalınmayacaktır. Çünkü, ağ önceden eğitildiğinde veriden bazı özellikleri öğrenmiş olur ve bu özellikler benzer problemleri çözmeye kullanılacak farklı modellerde doğrudan kullanılır. Transfer öğrenmenin en önemli iki avantajı, halihazırda bulunan az miktardaki veriyle yüksek doğruluğa sahip model oluşturulabilmesi ve eğitimin süresinin bu yöntemle çok daha kısa olmasıdır. Transfer öğrenme modellerine örnek olarak LeNet, AlexNet, VGGNet, GoogleNet ve ResNet modelleri verilebilir (Yiğit ve Yeğin, -).

3.3.1. LeNet Modeli

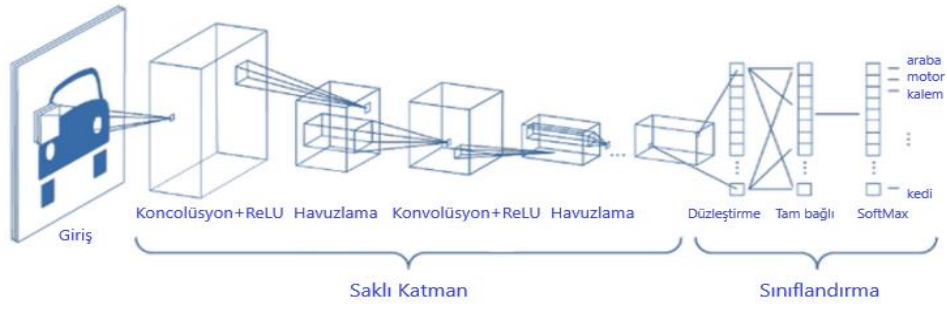
Yann Lecun ve arkadaşları Yoshua Bengio, Leon Bottou, Patrick Haffner tarafından 1998 yılında tanıtılan LeNet mimarisi bilinen ilk evrişimli sinir ağı mimarisidir (Doğan ve Türkoğlu, 2018). Mimarinin temel amacı posta kodlarının ve banka çeklerinin üzerinde bulunan rakamların YSA tarafından okunmasını sağlamaktır ve bu mimari ESA uygulamalarının başarılı ilk çalışmasıdır. Şekil 3.18’de LeNet mimarisi görülmektedir. Bu yapı sınıflandırma problemlerinde kullanılan bir mimaridir ve yapısında bir giriş, evrişim katmanı, havuzlama katmanı ve tam bağlı katman ve çıkış katmanı bulunmaktadır. 32x32 piksellik gri tonlamalı 0 ile 9 arasındaki rakamlardan oluşan giriş görüntüleri ile modelin eğitimi gerçekleştirilmiştir (Doğan ve Türkoğlu, 2018).



Şekil 3.18. LeNet mimarisi (Xu ve diğ., 2019)

3.3.2. AlexNet Modeli

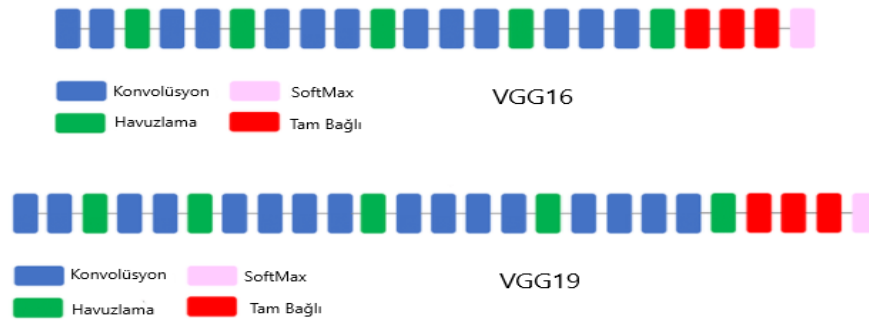
Alex Krizhevsky ve arkadaşları tarafından 2012 yılında görsel tanıma yarışmasında (ILSVRC) tanıtılan model ImageNet veri setiyle eğitilmiş olup %15,3'lük sınıflandırma hatası ile yarışmanın birincisi olmuştur (Krizhevsky ve diğ., -). AlexNet mimarisi içinde 224x224'lük giriş katmanı, konvolüsyon katmanı, aktivasyon katmanı (ReLU), havuzlama katmanı, seyreltme katmanı, tam bağlı katman, SoftMax ve çıkış katmanı bulunmaktadır. Modele ait şematik gösterim Şekil 3.19’da verilmiştir. ReLU aktivasyon fonksiyonu doğrusal olmayan fonksiyonlarda başarıyla kullanılır ve klasik tanh fonksiyonuna göre modelin eğitim süresini kısalttığından AlexNet modelinde de kullanılmıştır. Ayrıca seyreltme katmanı kullanımındaki amaç aşırı öğrenme problemini gidermektir. Geliştirilen bu model ile kedi, köpek, kalem, fare gibi bin adet ayrı nesne kategorisinde sınıflandırma yapılabilmektedir (Wei, 2019).



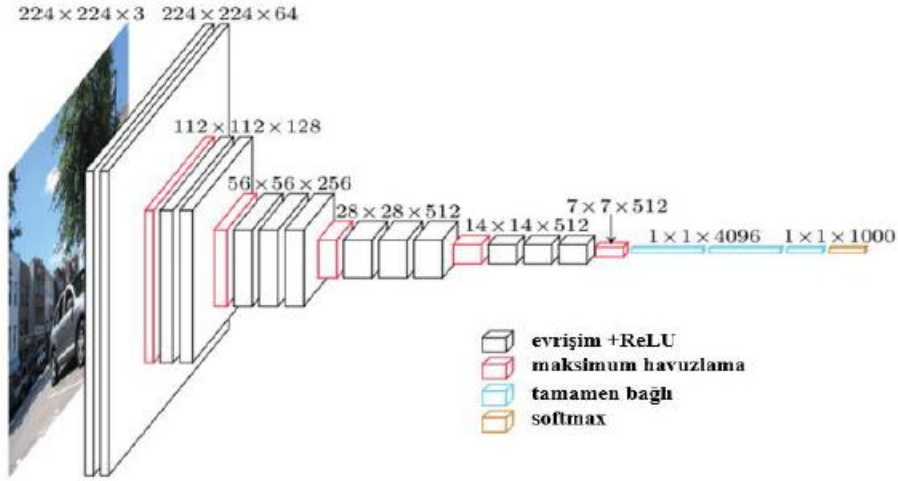
Şekil 3.19. AlexNet mimarisi (Gümüş, 2021)

3.3.3. VGGNet Modeli

2014 yılında Simonyan ve Zisserman tarafından geliştirilen model, ImageNet yarışmasında (ILSVRC-ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge) 2. olmuştur (Simonyan ve Zisserman, 2015). Oxford Üniversitesi'nde geliştirilen bu model yarışmada %7,3'lük hata ile yüksek bir başarı performansı göstermiştir. Model 11,13,16, ve 19 katman içerebilmektedir (VGG11, VGG13, VGG16, VGG19). Şekil 3.20'de VGG16 ve VGG19 mimari katmanları görülmektedir. VGGNet ile AlexNet mimari yapıları birbirleriyle benzerlik göstermesine rağmen AlexNet modelinde kullanılan 5x5 veya 11x11'lik filtreler yerine VGGNet katmanlarında kaydırma oranı 1 olan 2x2 veya 3x3'lük filtreler kullanılmıştır. Mimari yapısında evrişim katmanı+ReLU, maksimum havuzlama katmanı, tam bağlı katman ve SoftMax bulunmaktadır. VGGNet mimari şeması Şekil 3.21'de verilmiştir. VGGNet mimarileri arasında literatürde en sık kullanılanlar VGG16 ve VGG19 mimarileridir (Gatys ve diğ., 2015). Artan katman sayısı ile birlikte elde edilen daha başarılı sınıflandırma yapabilmesine karşılık yüksek miktarda parametreye de sahip olduğundan AlexNet'e göre daha yüksek hesaplama süresi ve bellek gerektirmektedir (Han ve diğ., 2015).



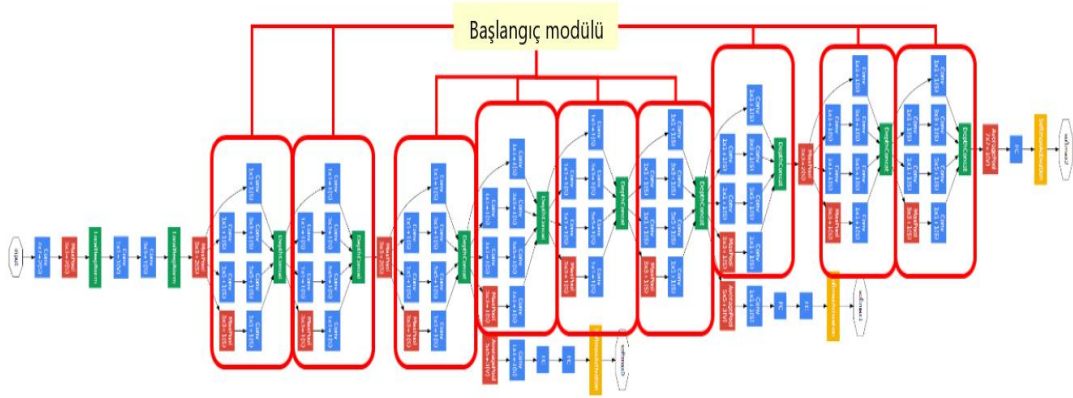
Şekil 3.20. VGG16 ve VGG19 mimari katmanları (Gatys ve diğ., 2015)



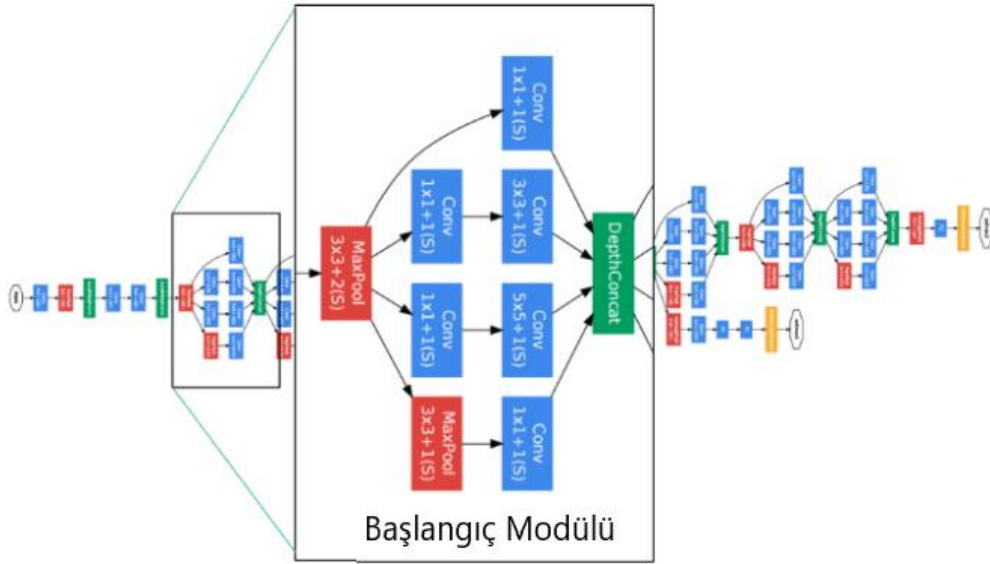
Şekil 3.21. VGGNet mimarisi (Akbayır, 2020)

3.3.4. GoogLeNet Modeli

2014 yılında ImageNet yarışmasında birinci olmuştur. Christian Szegedy ve arkadaşları tarafından önerilen GoogLeNet modelinin, Inception olarak ta bilinir, kompleks bir yapısı vardır ve %5,7'lik düşük hata oranı ile yüksek bir başarı oranı elde edilmiştir (Szegedy ve diğ., 2015). Toplamda 22 katman ile AlexNet mimarisine göre daha fazla katmana sahip olmasına karşın AlexNet'e göre 12 kat daha az parametre içermektedir. Mimarinin parametre sayısının azalmasını sağlayan 9 adet başlangıç katmanı/inception içermesidir, bu katman içerisinde 1x1, 3x3, 5x5'lik filtreler içermektedir. Bu da mimarinin hızlı olmasını sağlamıştır. GoogLeNet mimarisi Şekil 3.22'de, GoogLeNet içerisinde bulunan Başlangıç modülü de Şekil 3.23'te görülmektedir.



Şekil 3.22. GoogLeNet mimarisi (Tsang, 2018)



Şekil 3.23. GoogLeNet içerisinde bulunan Başlangıç (Inception) modülü (Tsang, 2018)

3.3.5. ResNet Modeli

Microsoft'un çalışanları Kaiming He ve arkadaşları tarafından geliştirilen model 2015 yılı ImageNet yarışmasında %3,6'lık oldukça düşük bir hata ile hem yarışmanın birincisi olmuş hem de o zamana kadar geliştirilmiş mimariler arasında en düşük hata oranına sahip mimari olmuştur (He ve diğ., 2020). İnsanlar için bu hata oranının %5-%10 seviyeler arası olduğu düşünülürse bunun ciddi miktarda etkileyici olduğu ve insana göre çok daha iyi görsel tanımlama yapabildiği söylenebilir (Akbayır, 2020). Geliştirilen ResNet mimarisinde 18, 34, 50, 101 ve 152 gibi farklı miktarda ağırlık katmanları bulunmaktadır dolayısıyla diğer derin öğrenme mimarilerine göre katman sayısı oldukça fazladır.

Normalde katman sayısı arttıkça hata oranı azalması beklenirken hem eğitim hem test verisinde yüksek hata oranının oluşması kaybolan gradyan (vanishing gradient) probleminden kaynaklanır. Bunun sebebi sinir ağına geriye doğru yayılım (backpropagation) yapılırken ilk katmana gelene kadar çarpanların çok fazla düşmesi ve ilk katmanların etkisinin sifira inmesidir. Ancak ResNet mimarisi 2 ReLU katmanı ile doğrusal katman arasında 'kalıntı değeri' (Residual Value) ile beslenen bir bloktan (Residual Block) ve atlama bağlantılarından oluşturulmuştur. ResNet kalıntı modülü Şekil 3.24'te görülmektedir. Atlama bağlantısı, bir katmanın çıktısını alır ve onunla

3.4. Bilgisayarlı Görü Teknikleri

Bilgisayarlı görü çağımızda artık günlük yaşamda dahi çok daha sıklıkla karşılaştığımız teknikleri içermektedir. Son teknoloji araçlarda kullanılan otonom sürüşte (Tesla vb.), sosyal medyada kullanılan filtrelerde, sağlık hizmetlerinde lezyon tespiti gibi alanlarda bu teknikler kullanılmaya başlanmıştır. Bilgisayarlı görüde 4 ana teknik bulunmaktadır. Bunlar görüntü sınıflandırma, nesne algılama, anlamsal (semantic) segmentasyon ve örnek (instance) segmentasyondur.

3.4.1. Görüntü Sınıflandırma

Görüntü sınıflandırmada kullanılan ilk derin öğrenme mimarisi, evrişimli bir sinir ağı olan, art arda 5 konvolüsyon katmanı, maksimum havuzlama katmanı ve tam bağlı katman içeren AlexNet'tir. Görüntü sınıflandırma tekniğindeki amaç, en genel anlamda girdi olarak verilen görüntüdeki nesnenin hangi sınıfa ait olduğunu çıktı olarak vermesidir. Burada sadece tek bir sınıf değil birden fazla sınıf içeren görüntüler de girişe uygulanabilir (Deepan ve Sudha, 2020).



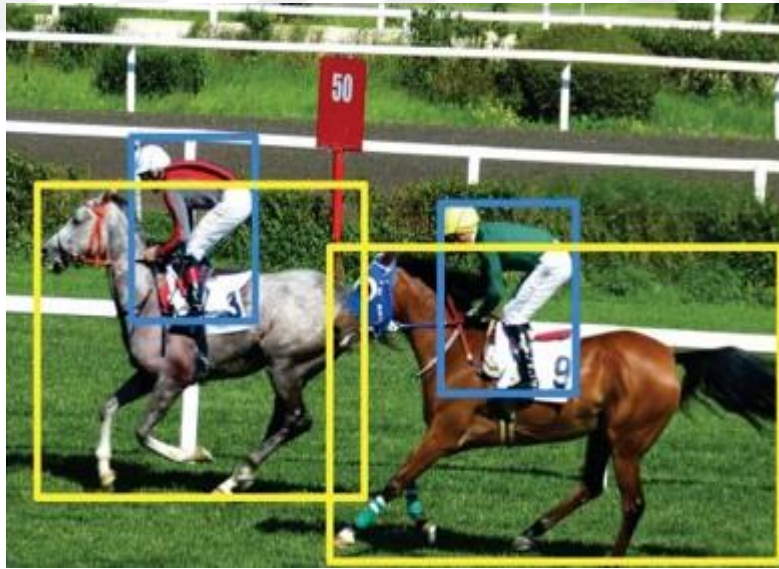
Şekil 3.26. Görüntü sınıflandırma (Sörsater, 2018)

Şekil 3.26'da görüldüğü üzere görüntüde at ve insan olmak üzere iki sınıfa sahip nesne sınıflandırma yapılmıştır.

3.4.2. Nesne Algılama

Nesne tanıma ile bir görüntüde sınırlayıcı kutular yardımıyla çevrelenmiş nesnelerin varlığı, türleri ve sınıfları tespit edilebilmektedir. İnsanlar resimlere baktıklarında,

İlgilendikleri nesnelere çok kısa süre içinde algılayabilir ve nesneyi tanıyabilir. Nesne algılama tekniğinin amacı, canlılardaki bu algılama özelliğini bir bilgisayar kullanarak yapay sinir ağına yaptırmaktır. Örneğin insansız hava araçları (İHA) havada dolaşırken yerde bulunan insan, hayvan, bina gibi çeşitli kategorilerdeki nesnelere tanıyabilmekte ve bunları sınırlayıcı kutular içerisine alıp konumlarını belirleyebilmektedir (Duvar ve diğ., 2021). Ayrıca görüntüde birbiri üzerine çakışan nesnelere varsa bunları birbirlerinden ayırarak nesnelere olarak da tanımlayabilmektedir. Bu teknikte tek seferde birden fazla nesnenin algılanması mümkündür. Nesne algılama tekniği otonom sürüşte (çevredeki araç, insan, trafik ışığı algılama), güvenlikte (insansız hava araçları vb.), robotik, sağlık ve reklamcılık alanlarında sıklıkla kullanılmaktadır (Böyük ve diğ., 2020). Nesne algılamada kullanılacak mimarinin işlem hızı, doğruluk oranı ve nasıl eğitildiği gibi parametreler çok önemlidir. Sıklıkla karşılaşılan mimariler arasında R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, YOLO (You Only Look Once) ve SSD (Single Shot Detector) yer almaktadır. Derin öğrenme teknikleri, fazla miktarda görüntü varlığında makine öğrenmesine göre daha iyi çalışma eğilimindedir ve kullanılan GPU'lar, modeli eğitmek için gereken süreyi azaltmaktadır (Matlab & Simulink, -).



Şekil 3.27. Nesne algılama (Sörsater, 2018)

Şekil 3.27'de görüldüğü üzere mavi sınırlayıcı kutular, tespit edilen insanları çevrelerken; sarı olanlar görüntüdeki atları çevrelemiş ve sınıflarına ayırmıştır.

3.4.3. Anlamsal (Semantic) Segmentasyon

Anlamsal bölütleme, görüntüye ait her bir pikseli ile görüntüde önceden tanımlanmış her bir sınıfa ait nesneyi ilişkilendirme ile görevli bir derin öğrenme algoritmasıdır. Bu bölütleme yönteminde algoritma tarafından görüntü içerisinde bulunan nesnelere çevreleyen sınırlayıcı kutular üretilmez ve bu yönüyle nesne algılama algoritmasından farklılık gösterir (Gupta, 2019). Klasik nesne algılama algoritmasına alternatif olarak, düzensiz yapıya sahip nesnelerin şeklinin daha net algılanmasını sağlar. Bu sayede hassas nesne bölütleme gerektiren, otonom sürüşte yaya, kaldırım, araba gibi nesnelere birbirinden ayırt edebilme, tıbbi görüntüleme de kanserli dokuları analiz edebilme, uydu görüntülerinde dağ, deniz, çöl gibi yapıları birbirinden ayırabilme gibi alanlarda oldukça kullanışlıdır. Ancak bu bölütleme yönteminde görüntü alanı içerisinde bulunan aynı sınıfa ait nesnelere arasında ayırım olmaz. Yani, görüntüde birden fazla kişinin olduğu durumu ele alırsak bu kişilerin hepsine tek bir sınıf etiketi atanır. Kısaca aynı sınıfa ait her bir nesne tek bir piksel sınıfı ile gösterilir (Mathworks, -).



Şekil 3.28. Anlamsal (Semantic) segmentasyon (Sörsater, 2018)

Şekil 3.28’de görüntü içerisinde bulunan at ve insan olarak 2 ayrı sınıftaki nesnelere anlamsal bölütleme sonucu görülmektedir. Burada aynı sınıftaki tüm pikseller birbiri arasında ayırım yapılmadan tek bir maske ile diğer sınıfa ait piksellerden ayırt edilir.

3.4.4. Örnek (Instance) Segmentasyon

Bu segmentasyon yöntemini en genel anlamda, nesne algılama ve anlamsal segmentasyon algoritmasının birleşimi gibi tanımlamak mümkündür. Nesne algılama

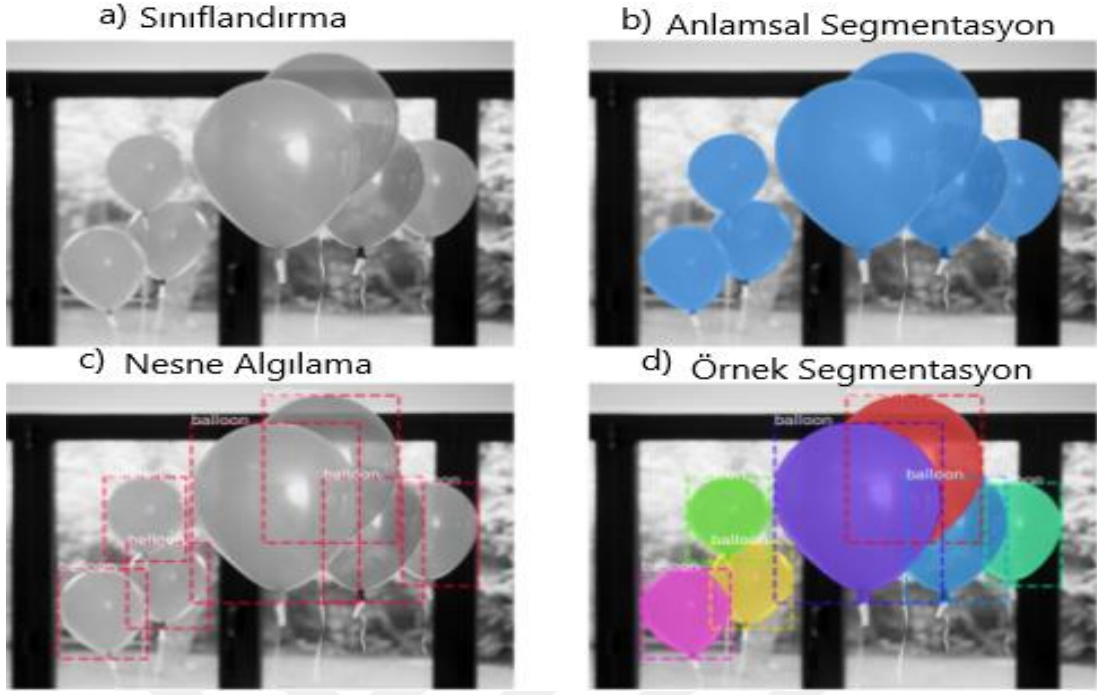
yönteminde amaç bir görüntüye ait farklı nesnelere ait anlamsal bölütleme yönteminde amaç görüntüde bulunan her bir sınıfa ait maske oluşturmak ve nesnelere ait her bir pikselin sınıfını belirlemektir. Örnek bölütlemeye anlatılan her iki görev aynı anda çözüme ulaştırılmaya çalışılır. Görüntüye ait her piksel, önceden tanımlanan sınıfların birine atanır. Ancak, aynı zamanda nesne algılama da gerçekleştirildiğinden, algoritma tarafından üretilen her maske aynı sınıf etiketine sahip tüm nesnelere yerine tek bir sınıfa ait tek bir nesneyi bölütler (Pinto, 2017). Yani aynı sınıfa ait farklı nesnelere Şekil 3.29'da da görüldüğü üzere farklı maskelerle gösterilir. Bu sayede görüntü içerisinde bulunan aynı cinsteki nesnelere de birbirinden ayrılması sağlanmaktadır.



Şekil 3.29. Örnek (Instance) segmentasyon (Sörsater, 2018)

Tüm bilgisayarlı görü teknikleri açıklayıcı olması amacıyla Şekil 3.30'da özetlenmiştir. Bunlar şu şekilde açıklanabilir;

- a) Bu görselde balon sınıfına ait nesne var.
- b) Bu görselde bulunanların tümü balona ait piksellerdir.
- c) Bu görüntüde çerçevelenen konumlarda 7 adet balon bulunmaktadır. (Bu teknik üst üste çakışan nesnelere de ayırt edebilir)
- d) Bu görüntüde resmedilen lokasyonlarda 7 adet balon vardır ve bunlar her birine ait ayrı piksellerdir.



Şekil 3.30. Bilgisayarlı görü teknikleri (Abdulla, 2018)

4. MATERYAL VE YÖNTEM

4.1. Veri Seti

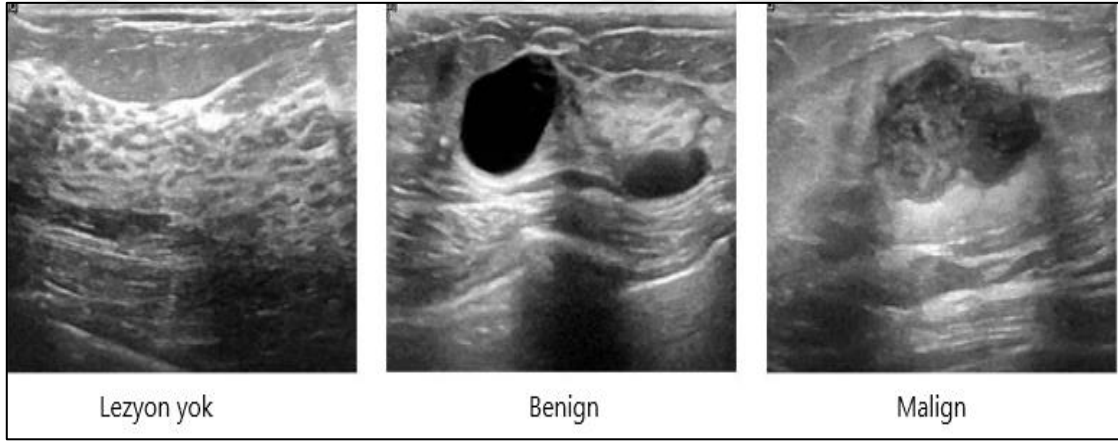
Bu tez çalışmasında halka açık olarak sunulmuş olan meme ultrason görüntüleri içeren veri seti kullanılmıştır (Al-Dhabyani ve diğ., 2019). Görüntüler Mısır/Kahire’de bulunan Baheya hastanesinde LOGIQ E9 ultrason sistemi ve LOGIQ E9 Agile ultrason sistemi ile alınmış 1280x1024 görüntü çözünürlüğüne sahiptir ve DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) formatında toplanmıştır. Veri seti içerisinde yaşları 25 ile 75 arasında değişen 600 kadına ait olan meme ultrason görüntülerinin 2018 yılına ait olduğu bildirilmiştir. Görüntülerin lezyon içermeyen bölümlerinin bir kısmı veri setini sunan kişiler tarafından kırılmıştır ve ortalama boyutları 500x500 piksellik olan veri seti PNG formatında toplam 780 görüntü içermektedir. Ancak bazı görüntüler içerisinde birden fazla lezyon bulunduğu için net veri miktarı 830’dur. Ayrıca bu veri seti malign ve benign kitle görüntülerinin yanı sıra herhangi bir lezyon içermeyen görüntüleri de içermektedir. Tüm veriler, alanında uzman kişiler tarafından etiketlenmiştir ve temel doğru (ground truth) maskeleri de verilmiştir. Verilerin içeriğine ait görüntüler gösterilmiştir. Şekil 4.1’de LOGIQ E9 ultrason sistemi ile taranan lezyonsuz, malign lezyonlu ve benign lezyonlu orijinal meme ultrason görüntüleri verilmiştir. Şekil 4.2’de tüm görüntülerin boyutlarının eşitlenmesi amacıyla yapılan kırma işlemi sonucu elde edilen meme ultrason görüntüleri gösterilmiştir. Şekil 4.3’te ise ultrason görüntülerine ait uzmanlar tarafından belirlenen temel doğru maskeleri verilmiştir. Hedeflenen tez çalışmasında bölütleme amaçlandığından lezyon içermeyen ultrason verileri kullanılmamıştır ve toplamda 697 adet malign/benign veri kümesi ile çalışılmıştır. Bu verilerin %80’i ağı eğitimi için, %20’si ise modelin testi için kullanılmıştır. Tablo 4.1’de bu veri setine ait dağılım gösterilmektedir.

Tablo 4.1. Veri seti içerik dağılımı

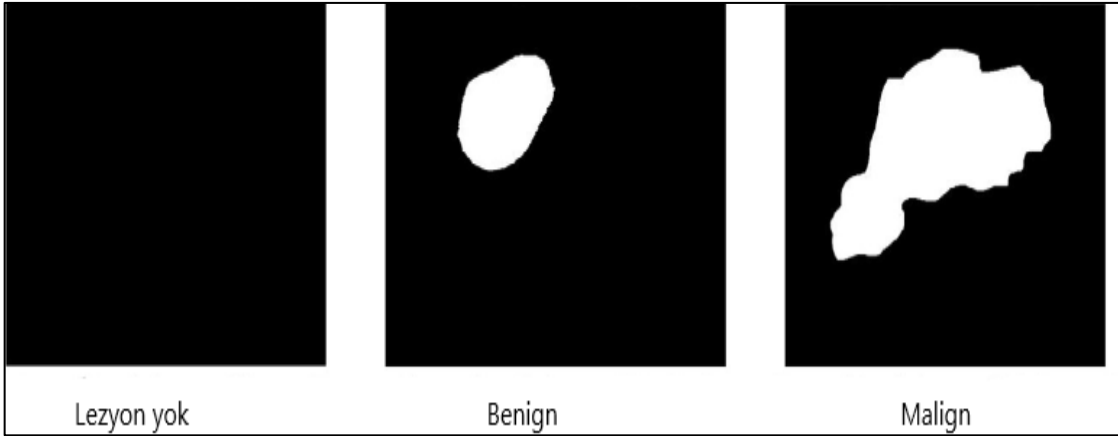
Sınıf	Eğitim	Test	Toplam
Malign	168	42	210
Benign	390	97	487
Lezyon yok	-	-	133



Şekil 4.1. LOGIQ E9 ultrason sistemi ile taranan orjinal meme ultrason görüntüleri (Al-Dhabyani ve diğ., 2019)



Şekil 4.2. Kırpma işlemi sonucu elde edilen meme ultrason görüntüleri (Al-Dhabyani ve diğ., 2019)



Şekil 4.3. Ultrason görüntülerine ait temel doğru (ground truth) maskeleri (Al-Dhabyani ve diğ., 2019)

4.2. Veri Arttırma Yöntemleri

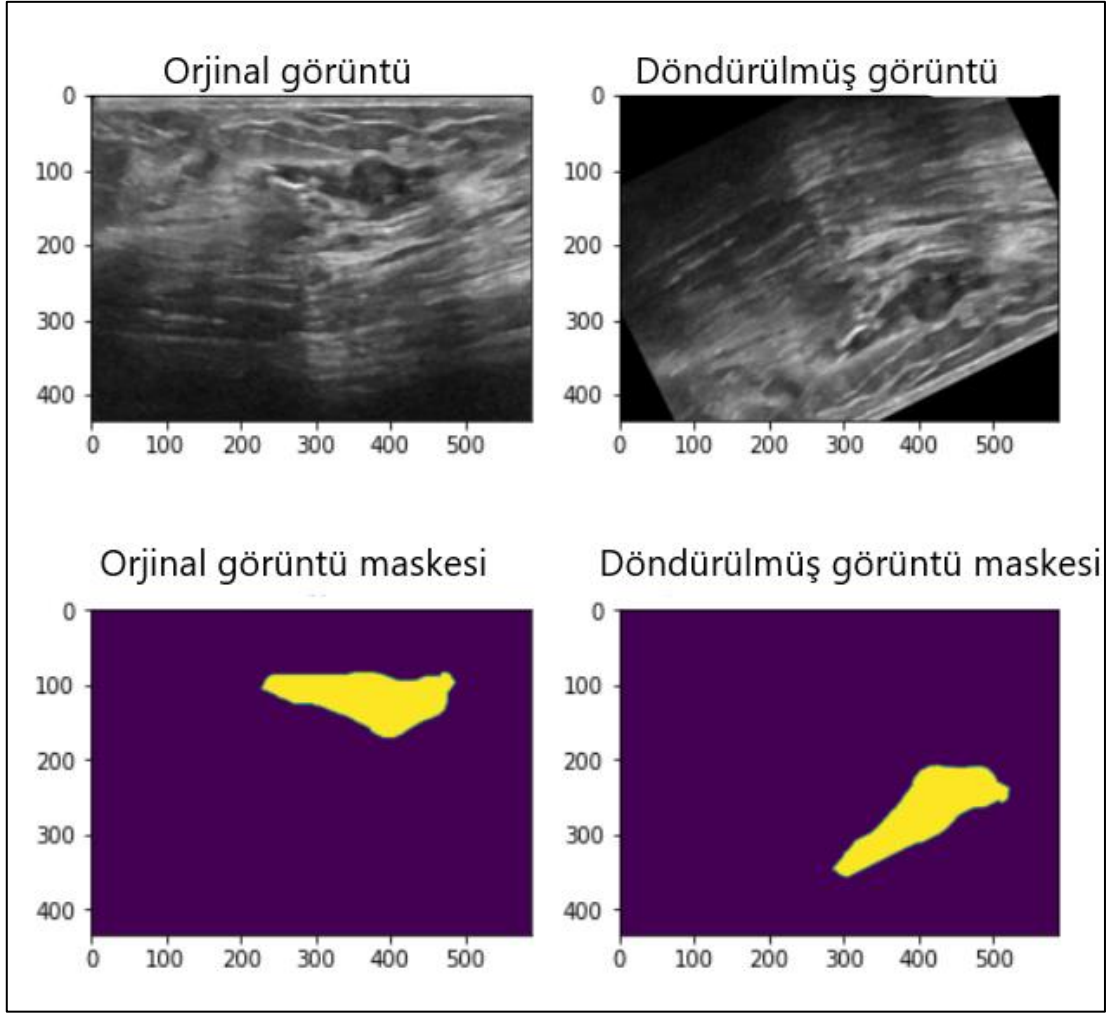
Derin öğrenme yöntemlerinde ağı eğitmek için yüksek miktarda veriye ihtiyaç duyulmaktadır. Yüksek veri ile eğitilmiş olan ağı sayesinde modelin isabetli tahminler yapması sağlanmaktadır. Çünkü yapay sinir ağları, girişlerine uygulanan verilerin özelliklerini çıkarmak üzere tasarlanmışlardır. Önceki bölümlerde de bahsedildiği üzere ağı, yetersiz sayıda veri ile eğitildiğinde modelin verileri ezberleme problemleri ortaya çıkmaktadır. Bu problemten dolayı ağı, eğitildiği veriler haricindeki farklı veriler ile teste tabi tutulduğunda ise düşük doğruluğa sebebiyet vermektedir. Özellikle de tıbbi görüntüler gibi veri kümesinin kısıtlı olduğu durumlar bu türden problemlerin yaşanmaması için veri artırma yöntemlerine başvurulmaktadır.

Veri artırma yöntemi, eğitimde kullanılacak veriler içerisinde bulunan görüntüleri soldurma, döndürme, kırpma, öteleme, ölçeklendirme, dikey veya yatayda çevirme, yakınlaştırma, gürültü ekleme, kontrast değiştirme, belirli kısımları silme gibi tekniklerle yapay/sentetik görüntü kopyalarını oluşturmayı amaçlamaktadır. Yeni oluşturulan bu görüntüler eğitim veri kümesine eklenerek ağına eğitime uygun hale getirilmektedir.

Bu tez çalışmasında da döndürme, kırpma gibi yöntemlere başvurulmuş veri artırımı gerçekleştirilmiştir. Döndürme yönteminde sağa, sola veya tersine döndürülerek yeni veriler elde edilmiştir. Kırpmada ise görüntüler lezyonları içerecek şekilde kırılarak yeni veriler elde edilmiştir. Bu sayede eğitim verisi olarak kullanılacak görüntü miktarı 5 katına çıkarılmıştır. Ağda kullanılan toplam veri miktarı Tablo 4.2’de belirtilmiştir. Test verileri miktarı sabit tutulmuştur (malign:42 ve benign:97). Buna göre toplamda 840 malign ve 1950 benign eğitim verisi elde edilmiştir. Toplamda 882 malign, 2047 benign görüntüsü elde edilmiştir. Veri setinde görüntü döndürme işlemine ait bir örnek Şekil 4.4’te sunulmuştur.

Tablo 4.2. Arttırılmış veri

Sınıf	Eğitim	Test	Toplam
Malign	840	42	882
Benign	1950	97	2047



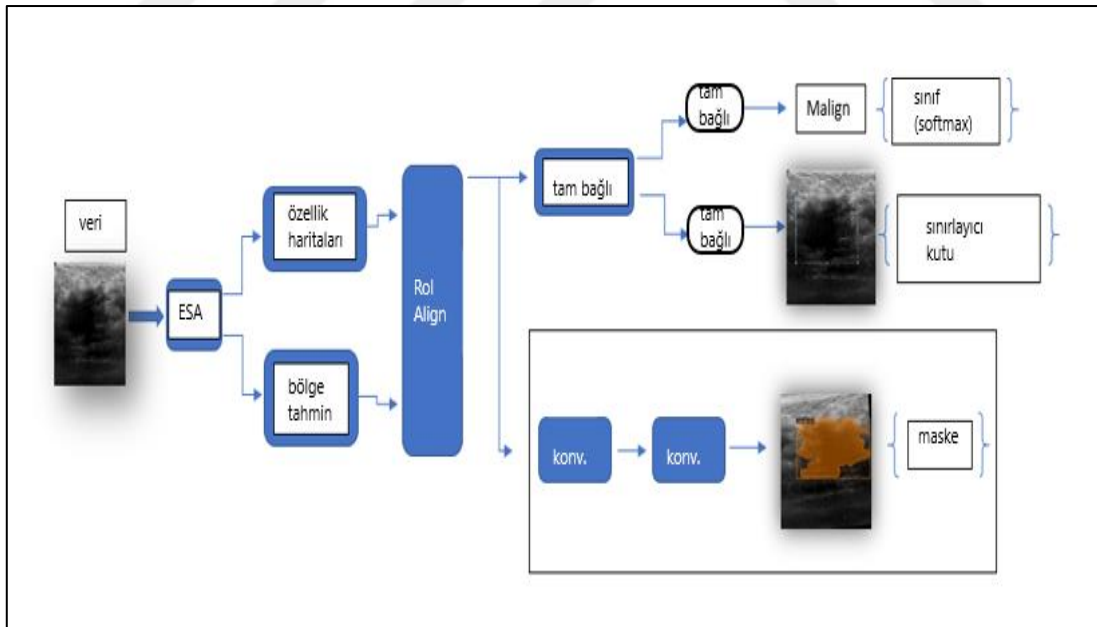
Şekil 4.4. Orijinal ultrason görüntüsü(sol) ve döndürülmüş ultrason görüntüsü (sağ)

4.3. Mask R-CNN

Evrişimli sinir ağları, görüntüleri analiz etmek için tasarlanmış yapılardır. Mask R-CNN (Maskeli Bölgesel Evrişimli Sinir Ağı- Mask Region Convolutional Neural Network) 2018 yılında Facebook yapay zekâ ekibi tarafından görüntüde örnek segmentasyon problemini çözmek için geliştirilmiş ve oldukça yaygın olarak kullanılmaya başlanmış bir sinir ağı modelidir. Mask R-CNN modeli genel segmentasyon problemleri için oldukça basit bir uygulama olmasının yanı sıra görüntü içerisinde bulunan her bir nesneye ait sınıf etiketlerini, sınırlayıcı kutu ile koordinatlarını ve bölütleme maskelerini üretmesi gibi avantajları olan bir tekniktir.

Mask R-CNN yapısı 2015 yılında sunulan Faster R-CNN modeline, görüntüye ait maskeler üretme ile sorumlu olan evrişim katmanlarının eklenmesiyle oluşturulmuştur.

Dolayısıyla Mask R-CNN yapısı birkaç uzantı haricinde Faster R-CNN mimarisiyle aynı yapıya sahiptir. Şekil 4.5'te görüldüğü üzere Mask R-CNN mimarisi konvolüsyon katmanları, bölge teklif ağı (RPN- Region Proposal Network), RoI Align (Region of Interest) katmanı ve tam bağı katmanlardan oluşmaktadır. Faster R-CNN'de, görüntüye ait özellik haritalarını çıkarmak için ConvNet kullanılırken Mask R-CNN mimarisinde ResNet 50 veya ResNet 101 gibi omurgalar kullanılmaktadır. Burada üretilen özellik haritaları bölge teklif ağından geçirilir. Bu katman en genel anlamda, görüntüde bir nesnenin olduğunu ya da olmadığını tahmin etmekle görevlidir. Bu adımların sonucunda nesnelerin bulunduğu bölgelerin tahminleri ve özellik haritaları elde edilmiş olur. Ancak bölge tahmin ağından elde edilen bölgeler birbirinden farklı boyutlarda olabilmektedir. Sınıflandırıcılar, farklı boyutlara sahip girdiyi çok iyi işleyemez. Dolayısıyla eşit girdi boyutu gerektirmektedirler. Bu nedenle RoI Align katmanında maksimum havuzlama uygulanarak tüm bölgeler aynı boyutlara dönüştürülür. Tüm bunların sonrasında bölgeler tam bağı katmandan geçirilir ve görüntüye ait sınıf etiketiyle birlikte sınırlayıcı kutular elde edilmiş olur (Sharma, 2019).



Şekil 4.5. Mask R-CNN mimarisi (Aydın Büyük ve diğ., 2021)

Bu kısma kadar olan bölümler Faster R-CNN yapısı ile aynıdır. Mask R-CNN'i özel kılan bu katmanlara eklenen maske ağıdır. Mask R-CNN'de, görüntüde tespit edilmek

istenen nesne için örnek bölütleme yapabilmek adına RoI Align katmanından sonra konvolüsyona ihtiyaç duyulur. Tüm burada anlatılanlar sonucunda bir görüntüde bulunan birden çok nesnenin arka planından ayırt edilmesini sağlayacak maskeleri ve sınıfları elde edilmiş olunur {Formatting Citation}.

Mimarinin üstünlükleri ve tıbbi görüntülerde başarı ile uygulanabilmesinden dolayı bu tez çalışmasında Mask R-CNN mimarisi ile özellik çıkarıcılar olan ResNet 50 ve ResNet 101 omurgaları kullanılmıştır. Mask R-CNN mimarisinden elde edilen örnek bölütleme sayesinde meme ultrason görüntülerinde birden fazla lezyon varlığında her birinin ayrı ayrı segmentasyonu ve konum bilgileri elde edilebilmiştir.

4.4. Bölütleme Problemlerinde Kullanılan Değerlendirme Metrikleri

Ortalama hassasiyet (AP-Average Precision) Faster R-CNN, Mask R-CNN gibi modellerde nesnenin görüntüde bulunduğu bölgenin tahmin edilmesinde ve bölütlenmesinde nesne algılayıcıların doğruluk oranını ölçmek için kullanılan bir metriktir. Ortalama hassasiyet değerinde, duyarlılık (recall) değeri için 0 ile 1 arasında bir hassasiyet değeri hesaplanır. Bu bağlamda modelin performansının matematiksel olarak değeri duyarlılık (recall), doğruluk (accuracy) ve hassasiyet (precision), IoU (Intersection over Union- Birleşim Üzerinden Kesişim) ve AP gibi parametrelere bağlıdır. Bahsedilen bu parametreler (metrikler) TP, FP, TN, FN gibi karmaşıklık matris değerleri ile hesaplanır. Bu değerler aşağıdaki gibi açıklanabilir;

TP (True Positive, Doğru Pozitif) = Gerçekte pozitif olan (örneğin malign lezyon) bir parametrenin kullanılan model tarafından da pozitif (malign lezyon) olarak tahmin edilmesidir.

TN (True Negative, Doğru Negatif) = Gerçekte negatif olan (örneğin benign lezyon) bir parametrenin kullanılan model tarafından da negatif (benign lezyon) olarak tahmin edilmesidir.

FP (False Positive, Yanlış Pozitif) = Gerçekte negatif olan (örneğin benign lezyon) bir parametrenin kullanılan model tarafından pozitif (malign lezyon) olarak tahmin edilmesidir.

FN (False Negative, Yanlış Negatif) = Gerçekte pozitif olan (örneğin malign lezyon) bir

parametrenin kullanılan model tarafından negatif (benign lezyon) olarak tahmin edilmesidir.

Doğruluk: Model tahminlerinin yüzde kaç oranında doğru olduğunu ölçen metriktir. Hesaplama için kullanılan formül Denklem (4.1)'de verilmiştir.

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP+TN}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (4.1)$$

Hassasiyet: Model tahminleri içerisinde pozitif olarak tahmin edilen değerlerin hangi oranda gerçek pozitif olduğunu ölçen metriktir. Hesaplama için kullanılan formül Denklem (4.2)'de verilmiştir.

$$\text{Hassasiyet} = \frac{TP}{(TP+FP)} \quad (4.2)$$

Duyarlılık: Gerçekte pozitif olan değerlerin model tarafından hangi oranda gerçek pozitif olarak tahmin ettiğini ölçen metriktir. Hesaplama için kullanılan formül Denklem (4.3)'te verilmiştir.

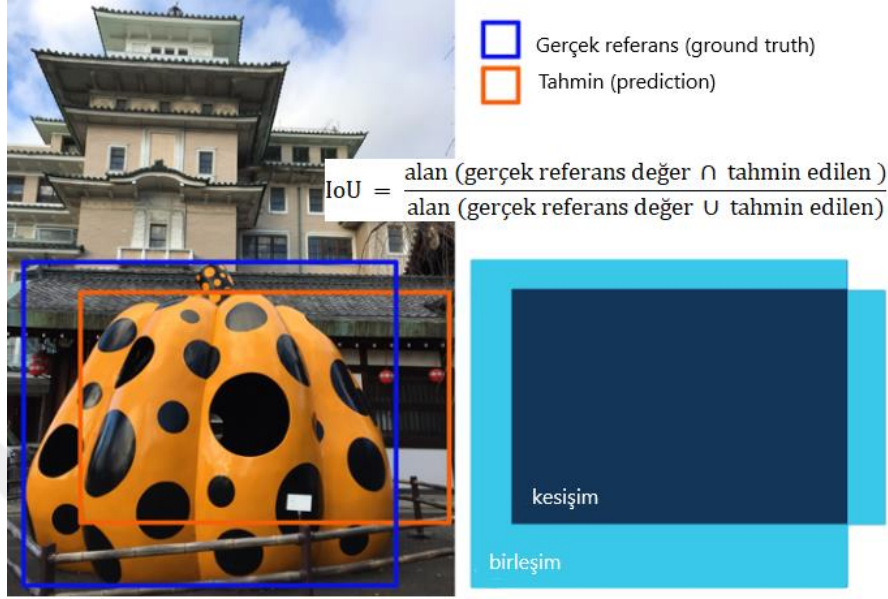
$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (4.3)$$

Birleşim Üzerinden Kesişim (IoU): Bu metrikle model tarafından nesnenin bulunduğu tahmin edilen bölgeler ile nesnenin bulunduğu gerçek referans bölgenin (ground truth) örtüşmesi değerlendirilir. Bu sayede nesnenin bulunduğu tahmin edilen konumun kabul edilebilir sınırlar içerisinde mi değil mi bu ölçülmüş olur. Kabul edilebilir sınırlar için bir eşik değeri belirlenir. Bu metriğe ait formül Denklem (4.4)'te verilmiştir.

$$\text{IoU} = \frac{\text{alan (gerçek referans değer} \cap \text{ tahmin edilen)}}{\text{alan (gerçek referans değer} \cup \text{ tahmin edilen)}} \quad (4.4)$$

Gerçek referans olarak belirtilen değer Şekil 4.6'da görüldüğü üzere , bir nesnenin görüntü üzerinde tam olarak nerede olduğunu belirten etikettir (Açıl, -). Model nesnenin bulunabileceği bölgeler hakkında tahminlerde bulunur ancak bunu yaparken de birleşim üzerinden kesişim için belirlenen bir eşik değeri de belirlenmelidir. Eşik değeri şu şekilde açıklanabilir; örneğin bu değeri 0,5 olarak belirlenmişse, IoU değeri 0,5'in altında hesaplanan tüm tahminleri FP (yanlış pozitif) olarak, 0,5'in üzerinde olan tahminler ise TP (doğru pozitif) olarak değerlendirilir. IoU değerinin 0,5'in üzerinde olması modelin

tahmin ettiği bölge ile gerçek referans bölge arasında %50'den fazla kesişim olduğu anlamına gelir. Bu eşik değerler 0,5, 0,75 gibi değerler olabilmektedir (Yohanandan, -).



Şekil 4.6. Kesişim üzerinden birleşim (IoU) (Hui, -)

Ortalama Hassasiyet (AP-Average Precision): Önceki tanımlamada anlatılan eşik değeri ortalama hassasiyet metriği için önemli bir parametredir. Belirlenen herhangi bir eşik değerinde hesaplanan IoU değeri için, 0 ile 1 arasında bulunan tüm duyarlılık değerlerinin hassasiyet ortalamasıdır. Yani, her nesne için ayrı ayrı duyarlılık değerlerindeki kesinliğin ortalamasıdır (Tan, -). Yapılan bu tez çalışmasında değerlendirme metriği olarak ortalama hassasiyet (AP) kullanılmıştır. Modele ait test sonuçları ilgili bölümde belirtilmiştir. Belirlenen eşik değerleri ise 0,5 ve 0,75 'tir.

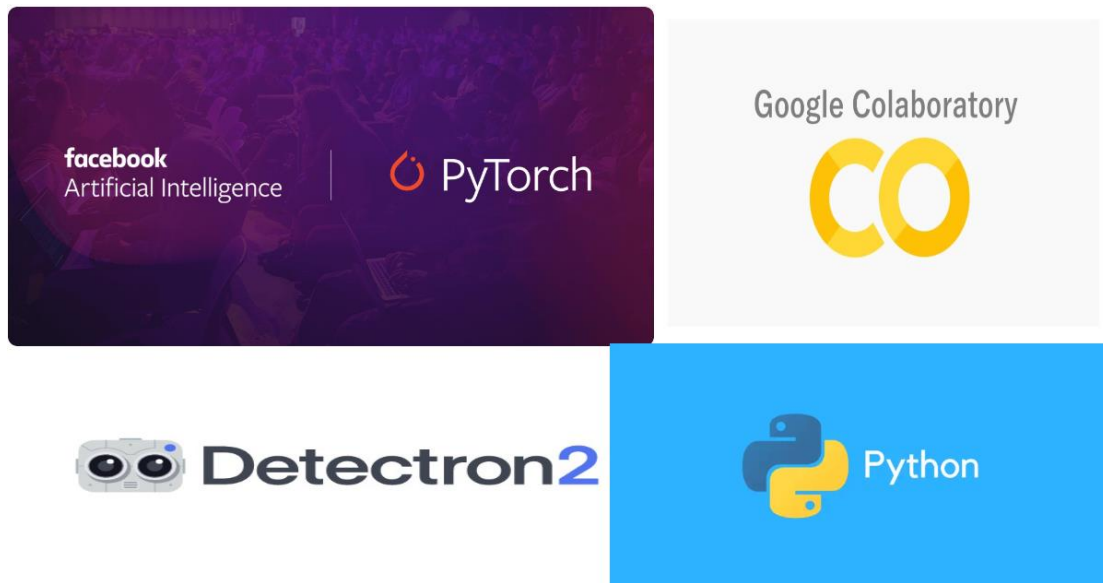
4.5. Çalışmada Kullanılan Yazılımlar ve Kütüphaneler

Bu tez çalışmasında, model eğitimi ve test işlemleri, kullanıcılara ücretsiz olarak CPU ve GPU sağlayan Google Colab (Google Colaboratory) ortamında gerçekleştirilmiştir. Google Colab bulut sistemi kullanıcıya ait donanım sisteminden bağımsız olarak yüksek performansa sahip bir sistem görevi görmektedir. Sağladığı yüksek bilgi işlem gücü sayesinde derin öğrenmede olduğu gibi büyük verilerin işlenmesini gerektiren süreçlerde hızlı sonuçların alınmasını sağlamaktadır ve kullanıcının yüksek performanslı bir donanım ihtiyacını ortadan kaldırmaktadır. Kod yazma ve çalıştırma imkânı veren Colab not defteri olarak tanımlanan etkileşimli bir ortama sahiptir ve

Google Colab kullanıcılara ücretsiz olarak sunulmaktadır. Ayrıca OpenCV, Pytorch, Tensorflow ve Keras gibi kütüphaneleri kullanma, Python dillerinde makine öğrenmesi, derin öğrenme gibi uygulamaları gerçekleştirme olanağı sağlamaktadır. Eğitime dair tüm kodlar kullanıcının Google Drive hesabında saklanır ve Colab not defterleri farklı kullanıcılarla kolaylıkla paylaşılabilir hatta farklı kullanıcılar kod üzerinde düzenleme sağlayabilir (Google Research, -).

Model eğitimi için gerekli yazılım dili Python 3 olarak seçilmiştir. Python, anlaşılır ve oldukça sade bir programlama dilidir. Windows, Mac, Linux gibi farklı platformlarda çalışabilmesi, açık kaynak kodlu olması, nesne yönelimliliği gibi özellikleri nedeniyle yazılım geliştirmede ve verilerin analizinde sıklıkla kullanılan bir programlama dilidir.

Kullanılan kütüphane Pytorch'tur ve model eğitimi Detectron2-Pytorch Framework ile gerçekleştirilmiştir. Detectron2-Framework Facebook yapay zekâ ekibinin açık kaynak projelerinden biridir ve içerisinde farklı nesne algılama modelleri, modellere ait ağırlıkları bulundurmaktadır. Açık kaynak olarak paylaşmalarındaki amaçlarının, yapay zeka uygulamalarının hızla ilerleyebilmesi ve geliştirilebilmesi için akademisyenler, araştırmacılar ve diğer tüm uygulayıcılara katkıda bulunmak olduğunu da belirtmişlerdir (Facebook AI, 2019). Bu framework etiketlenmiş olan verileri json formatında tutmaktadır. Tüm kullanılan yazılım ve kütüphaneler Şekil 4.7'de gösterilmiştir.



Şekil 4.7. Kullanılan yazılım ve kütüphaneler

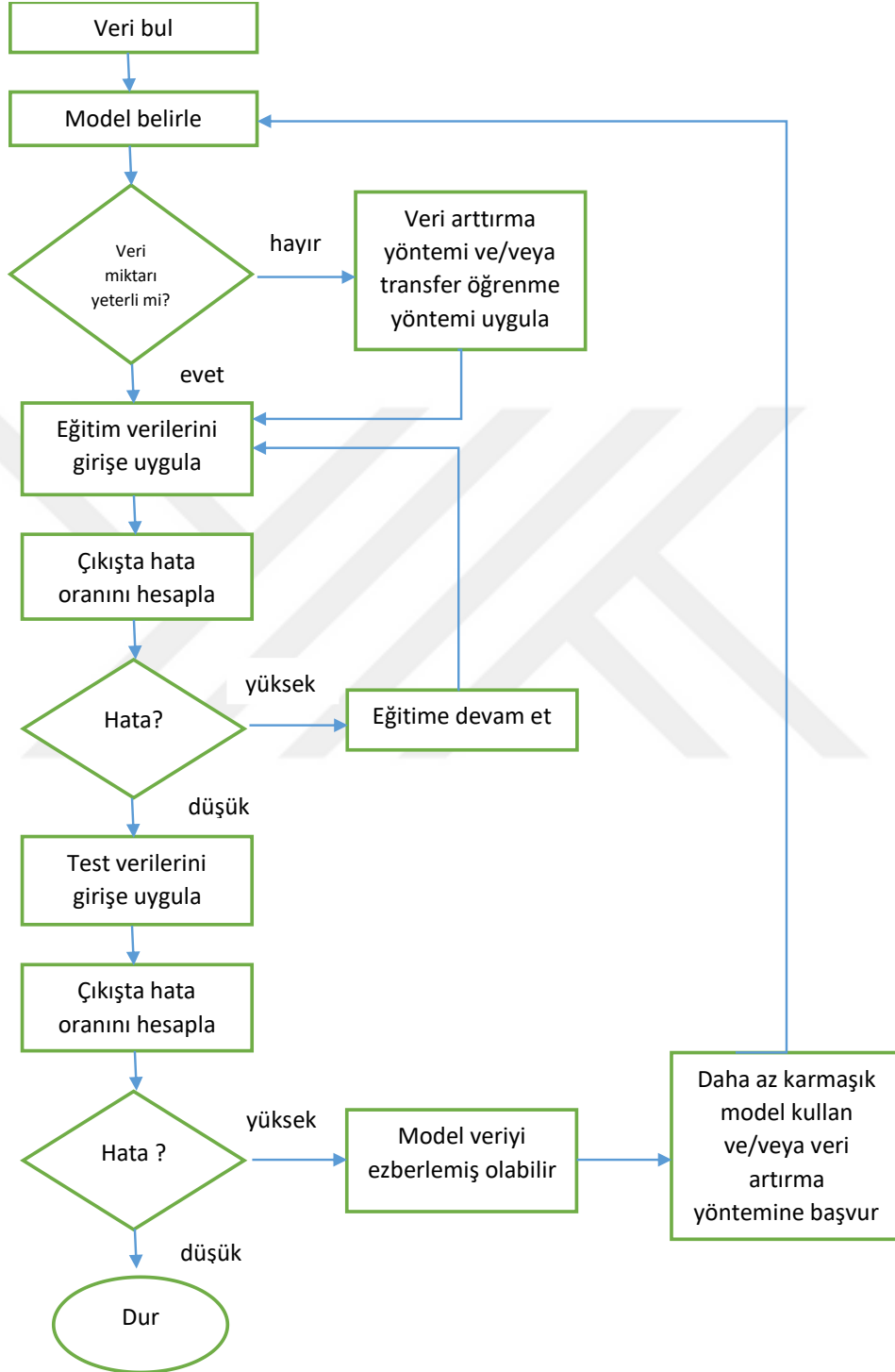
5. MODEL EĞİTİM VE TEST SONUÇLARI

Bu tez çalışmasında halka açık olarak sunulmuş olan meme ultrason görüntüleri kullanılmış ve bir derin öğrenme modeli ile eğitilip teste tabi tutulmuştur. Çalışmanın amacı bu ultrason görüntülerinde bulunan malign veya benign lezyonları tespit etmek (nesne algılama) ve segmentasyonunu gerçekleştirmektir. Kullanıcılara sunulmuş olan bu meme ultrason görüntüleri içeriğinde her bir lezyona ait gerçek referans görüntülerini de içermektedir. Bu gerçek referans değerleri içeren görüntüler uzman radyologlar tarafından lezyonun yapısı ve boyutlarına bakılarak malign veya benign gibi farklı kategorilerde etiketlenmiştir aynı zamanda her bir lezyona ait temel doğruluk maskeleri de (ground truth mask) verilmiştir. Şekil 4.3'te bu verilere ait görsellere yer verilmiştir. Veri seti içerisinde bulunan tüm etiketli görüntüler malign ve benign olarak ayrı dosyalanmıştır. Her iki ayrı kategorideki verilerin %80'i eğitim verisi, %20'si test verisi olarak kullanılmıştır.

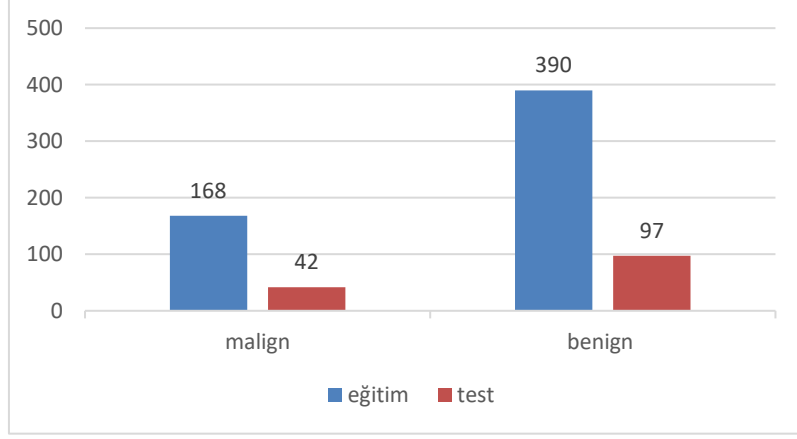
Derin öğrenme modelleri ile gerçekleştirilen çalışmalarda belirli bir temel akışı takip etmek, yüksek verimlilikte sonuçlar elde edebilmek için önemlidir. Bu tez çalışmasında da Şekil 5.1'deki temel akış şemasındaki yönergeler uygulanmıştır. Üzerinde çalışılmak istenilen veri setine karar verildikten sonra uygun bir derin öğrenme modeli seçilir. Model eğitimi için veri miktarının yeterli olduğu düşünüldüğünde eğitim ve test için veriler ayrılır ve eğitim verileri modele uygulanır. Çıkışta hesaplanan hata oranı yüksek ise eğitime devam edilir, düşük ise test verileri modele uygulanır. Buradan elde edilen hata oranı yüksek ise modelin verileri ezberlemiş olacağı düşünülür bu nedenle farklı bir derin öğrenme modeli kullanma ve/veya veri artırma yöntemlerine başvurma tercih edilir. Elde edilen hata oranı düşükse model hem eğitim hem de test verilerinde başarılı olmuştur. Bu akış, derin öğrenme modellerinde takip edilmesi gereken genel bir yöntemdir.

Model eğitimine katkıda bulunmak ve aynı zamanda modelin verileri ezberlemesini engellemek amacıyla veri artırma yöntemine başvurulmuştur. Önceki bölümlerde bahsedildiği üzere yüksek miktardaki veri ile eğitilen modellerde bu türden sorunlar minimuma indirgenmektedir. Bu tez çalışmasında da döndürme, kırpma gibi yöntemlere başvurularak veri artırımı gerçekleştirilmiş ve eğitim verisi olarak kullanılacak görüntü miktarı 5 katına çıkarılmıştır. Toplam 2500'den fazla veri ile eğitim gerçekleştirilmiştir.

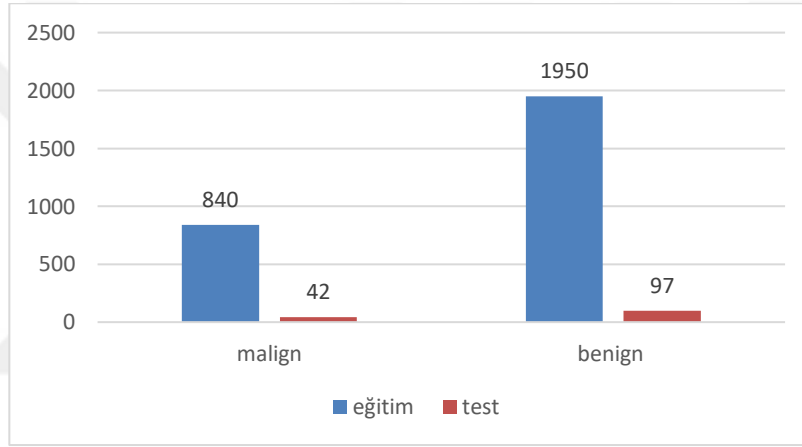
Veri artırma öncesi veri dağılımı Şekil 5.2’de veri artırma sonrası dağılım Şekil 5.3’te verilmiştir.



Şekil 5.1. Derin öğrenme yöntemlerinde kullanılan temel akış şeması



Şekil 5.2. Veri dağılımı

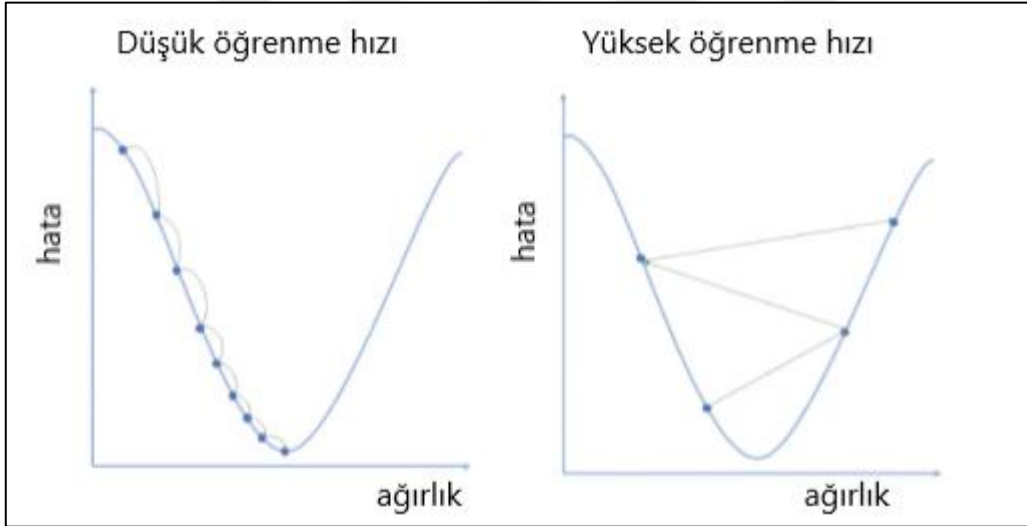


Şekil 5.3. Veri arttırımı sonrası dağılım

Çalışmada kullanılan model, önceki bölümlerde bahsedilen avantajlarından dolayı ve bilgisayarlı görüde nesnelerin segmentasyonunu gerçekleştirmek için kullanılan Mask R-CNN derin sinir ağı modelidir. Mask R-CNN modeline ek olarak özellik çıkarıcı omurgalar olan ResNet50 C4, ResNet101 C4, ResNet50 FPN ve ResNet101 FPN kullanılmıştır. Önceki bölümlerde ResNet omurga mimarisi tanımlanırken de bahsedildiği üzere 50 ve 101 bu mimarilerin kaç katman içerdiğini belirtmektedir. C4 ve FPN olarak belirtilmiş olan ifadeler ise modelin eğitimi ve testi sırasında kullanılan önceden eğitilmiş ağırlıklardır.

Eğitim sürecinin tamamı Google Colab bulut sisteminde gerçekleştirilmiştir. Sistemin sunmuş olduğu GPU desteği sayesinde eğitim süresi makul bir seviyeye indirilmiştir ve malign benign sınıfının her biri için eğitim süreci yaklaşık olarak 1 saat sürmüştür.

Derin sinir ağı modelleri, toplam hata değerini minimuma indirmek için geri yayılım yaparken ağırlık ve bias değerlerini güncellemektedir. Öğrenme hızı ise, ağırlık değerlerinin hata oranına bağlı olarak ne kadar değiştirilmesi gerektiğini belirleyen bir parametre olarak tanımlanır. Yani hatanın minimum olduğu noktayı belirlemek için adımların büyüklüğünü belirleyerek optimum düzeyde eğitimin gerçekleşmesi sağlanmaktadır. Adım sayısına bağlı olarak öğrenme hızının yüksek veya düşük seçilmesi, modelin doğruluğunu etkileyecektir. Örneğin düşük öğrenme hızı seçildiğinde yerel minimuma ulaşmak için çok fazla sayıda iterasyon gerekmektedir. Yüksek öğrenme hızı seçildiğinde ise modelin yerel minimum noktasını kaçırmaya ve dolayısıyla daha yüksek doğruluklu bir sonuç elde edilebilecekken nispeten daha az doğruluklu sonuç elde edilmesine neden olmaktadır. Şekil 5.4'te verilen grafikte bu olgu açıklanmıştır. Bu çalışmada, başlangıçta öğrenme hızı 0,0025 olarak belirlenmiştir ve 1000 adımdan sonra her 100 adımda %5 oranında azaltılarak toplam eğitim süresi 1500 adım olarak belirlenmiştir.



Şekil 5.4. Öğrenme hızına bağlı olarak hata değişim grafiği (IBM, 2020)

Detectron2 Pytorch Framework'ün sunmuş olduğu format sayesinde etiketlenmiş veriler json formatında tutulmuştur.

Modele ait parametrelerden bir diğeri, iterasyon sayısı ile ilişkili olan küme boyutudur (batch size). Küme boyutu, bir veri grubu içerisinde bulunan total örnek sayısını ifade etmektedir. Örneğin 600 örnek içerikli bir veri seti 100 küme boyutlu yığımlara

bölünürse, model 1 devri tamamlayabilmek için 6 iterasyona ihtiyaç duymaktadır. Bu tez çalışmasında da küme boyutu 6 olarak seçilmiştir, yani veriler modele 6'şarlı gruplar halinde verilmiştir.

Model başarısının değerlendirilmesi için COCO değerlendirme metriği kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar ortalama hassasiyet (AP- Average Precision) cinsinden verilmiştir. Meme ultrason görüntüleri kullanılarak elde edilen model başarımına dair sonuçlar Tablo 4.1'de gösterilmiştir. Burada AP-b@0,75 ve AP-b@0,5 ifadelerinde verilen 0,5 ve 0,75 sayıları birleşim üzerinden kesişim (IoU) eşik değerlerini ifade etmektedir. AP değeri, IoU eşik değerinin 0,5'ten 0,95'e kadar 0,05 oranında artırarak her bir eşik değerine ait sonuçların ortalamasını almaktadır. AP-m ve AP-b ifadelerinde verilen m ve b harfleri ise sırasıyla maske ve sınırlayıcı kutuları temsil etmektedir. Yani AP-m ifadesi ile gösterilenler örnek segmentasyon sonuçlarını gösterirken AP-b ifadesi ile gösterilenler nesne algılama sonuçlarını göstermektedir. Belirtilen tüm değerler yüzde olarak verilmiştir.

Tablo 5.1. Model başarım sonuçları

Veri seti	Omurga	AP-m (%)	AP-m@0,5 (%)	AP-m@0,75 (%)	AP-b (%)	AP-b@0,5 (%)	AP-b@0,75 (%)
Benign	R50 FPN	57,285	78,822	69,520	56,911	79,102	67,245
Malign	R50 FPN	40,220	74,299	37,363	40,099	75,310	37,307
Benign	R50 C4	58,414	80,351	68,267	59,195	80,351	69,600
Malign	R50 C4	37,524	71,891	32,061	39,321	71,891	25,341
Benign	R101 C4	57,181	78,69	67,752	56,982	78,780	66,153
Malign	R101 C4	45,407	80,14	51,08	44,2	80,460	41,055
Benign	R101 FPN	57,497	80,508	68,160	59,181	80,667	67,303
Malign	R101 FPN	39,021	74,102	33,038	39,947	74,793	40,601

Segmentasyon sonuçlarına bakılarak en yüksek başarım benign sınıfı için ResNet50 C4 (%58,414) ile elde edilmiştir. Bunu sırasıyla ResNet101 FPN (%57,497), ResNet50

FPN (%57,285) ve ResNet101 C4 (%57,181) takip etmektedir. Malign sınıf için ise ResNet101 C4 (%45,407) ile en yüksek başarımlar elde edilmiştir. Bunu sırasıyla ResNet50 FPN (%40,220), ResNet101 FPN (%39,021) ve ResNet50 C4 (%37,524) takip etmektedir. Eşik değeri 0,5 olarak seçildiğinde ise benign sınıfı için en yüksek başarımlar ResNet101 FPN (%80,508) ile elde edilmiştir. Bunu sırasıyla ResNet50 C4 (%80,351), ResNet50 FPN (%78,822) ve ResNet101 C4(%78,690) takip etmektedir. Malign sınıf için 0,5 eşik değerine göre en yüksek başarımlar ResNet101 C4 (%80,140) ile elde edilmiştir. Bunu sırasıyla ResNet50 FPN (%74,299), ResNet101 FPN (%74,102) ve ResNet50 C4 (%71,891) takip etmektedir. Benign sınıfı için 0,75 eşik değerinde en yüksek başarımlar ResNet50 FPN (%69,520) ile elde edilmiştir. Bunu sırasıyla ResNet50 C4 (%68,267), ResNet101 FPN (%68,160) ve ResNet101 C4 (%67,752) takip etmektedir. Malign sınıfı için 0,75 eşik değerinde en yüksek başarımlar ResNet101 C4 (%51,080) ile elde edilmiştir. Bunu sırasıyla ResNet50 FPN (%37,363), ResNet101 FPN (%33,038) ve ResNet50 C4 (%32,061) takip etmektedir.

Nesne algılama sonuçlarına bakılarak ise en yüksek başarımlar benign sınıfı için ResNet50 C4 (%59,195) ile elde edilmiştir. Bunu sırasıyla ResNet101 FPN (%59,181), ResNet101 C4 (%56,982) ve ResNet50 FPN (%56,911) takip etmektedir. Malign sınıfı için ise en yüksek başarımlar ResNet101 C4 (%44,2) ile elde edilmiştir. Bunu sırasıyla ResNet50 FPN (%40,099), ResNet101 FPN (%39,947) ve ResNet50 C4 (39,321) takip etmektedir. Benign sınıfı için 0,5 eşik değerinde en yüksek başarımlar ResNet101 FPN (%80,667) ile elde edilmiştir. Bunu sırasıyla ResNet50 C4 (%80,351), ResNet50 FPN (%79,102) ve ResNet101 C4 (%78,780) takip etmektedir. Malign sınıfı için 0,5 eşik değerinde en yüksek başarımlar ResNet101 C4 (%80,460) ile elde edilmiştir. Bunu sırasıyla ResNet50 FPN (%75,310), ResNet101 FPN (%74,793) ve ResNet50 C4 (%71,891) takip etmektedir. Benign sınıfı için 0,75 eşik değerinde en yüksek başarımlar ResNet50 C4 (%69,600) ile elde edilmiştir. Bunu sırasıyla ResNet101 FPN (%67,303), ResNet50 FPN (%67,245) ve ResNet101 C4 (%66,153) takip etmektedir. Malign sınıfı için 0,5 eşik değerinde en yüksek başarımlar ResNet101 C4 (%41,055) ile elde edilmiştir. Bunu sırasıyla ResNet101 FPN (%40,601), ResNet50 FPN (%37,307) ve ResNet50 C4 (%25,341) takip etmektedir.

Medikal görüntülerde, derin öğrenme yöntemleri ile yapılan segmentasyon ve nesne

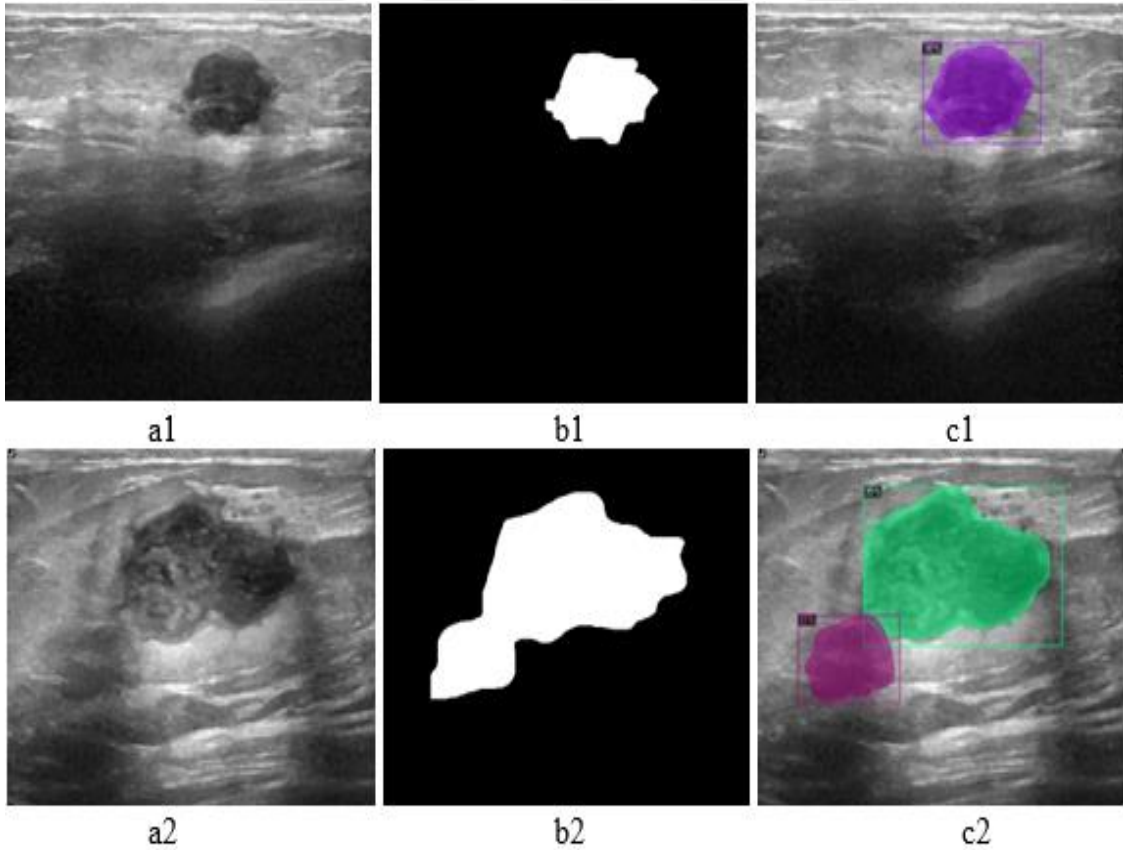
algılama çalışmaları ile bu tez çalışmasında kullanılan modelin karşılaştırması Tablo 5.2’de verilmiştir.

Tablo 5.2. Yapılan çalışmanın diğer çalışmalarla karşılaştırılması

Referans	Lezyon tipi	Görüntüleme yöntemi	Toplam veri sayısı	Yöntem	Model	Eşik değeri	mAP
Ahmed ve diğ., 2020	Meme	Mamografi	2942	Anlamsal segmentasyon	DeepLab+ Xception65	0,05:0,01 : 0,95	%72
Ahmed ve diğ., 2020	Meme	Mamografi	2942	Örnek segmentasyon	Mask RCNN+ResNet101	0,05:0,01 : 0,95	%80
Liu ve diğ., 2021	Prostat	Ultrason	1200	Örnek segmentasyon	S-Mask R-CNN+Inception-v3	0,5	0,88
Bhatti ve diğ., 2020	Meme	Mamografi	8000	Örnek segmentasyon	Mask RCNN+ResNet101-FPN	0,7: 0,5	0,84
Bhatti ve diğ., 2020	Meme	Mamografi	8000	Örnek segmentasyon	Mask RCNN+ResNeXt-101-FPN	0,7: 0,5	0,79
Bhatti ve diğ., 2020	Meme	Mamografi	8000	Örnek segmentasyon	Mask RCNN+ResNet50-FPN	0,7: 0,5	0,81
Jaeger ve diğ., 2020	Meme	MRI	331	Nesne algılama	Retina U-Net	0,1	%33,4
Jaeger ve diğ., 2020	Meme	MRI	331	Nesne algılama	Retina U-Net2stage	0,1	%33,2
Bu tez çalışması	Meme	Ultrason	2929	Örnek segmentasyon	Mask RCNN+ResNet50-FPN	0,5	%78,822 benign %74,299 malign
Bu tez çalışması	Meme	Ultrason	2929	Örnek segmentasyon	Mask RCNN+ResNet101-FPN	0,5	%80,508 benign %74,102 malign
Bu tez çalışması	Meme	Ultrason	2929	Örnek segmentasyon	Mask RCNN+ResNet50-C4	0,5	%80,351 benign %71,891 malign
Bu tez çalışması	Meme	Ultrason	2929	Örnek segmentasyon	Mask RCNN+ResNet101-C4	0,5	%78,69 benign %80,14 malign
Bu tez çalışması	Meme	Ultrason	2929	Nesne algılama	Mask RCNN+ResNet50-FPN	0,5	%79,102 benign %75,310 malign
Bu tez çalışması	Meme	Ultrason	2929	Nesne algılama	Mask RCNN+ResNet101-FPN	0,5	%80,667 benign %74,793 malign
Bu tez çalışması	Meme	Ultrason	2929	Nesne algılama	Mask RCNN+ResNet50-C4	0,5	%80,351 benign %71,891 malign
Bu tez çalışması	Meme	Ultrason	2929	Nesne algılama	Mask RCNN+ResNet101-C4	0,5	%78,780 benign %80,460 malign

Tablo 5.2’de de görüldüğü üzere yapılan bu tez çalışmasında kullanılan uygun derin öğrenme modeli, doğru seçilmiş parametreler ile de göreceli olarak daha az veri seti kullanımına karşın yakın ortalama hassasiyet metrikleri elde edilmiştir. Bu aynı zamanda, bu tez çalışmasında daha yüksek veri miktarı kullanıldığında daha yüksek başarımların elde edileceğinin de göstergesidir.

Kullanılan veri seti içerisinde bulunan malign bir lezyonun ham görüntüleri (a1-a2), maskeleri (b1-b2) ve eğitim sonucu elde edilen örnek segmentasyon sonucu (c1-c2) görüntüleri Şekil 5.5’te gösterilmiştir. Şekil 5.5’te verilen görseller, veriler arasından rastgele 2 örnek olarak seçilmiş ve eğitim sonucu elde edilen segmentasyonları da beraberinde verilmiştir. Her ikisi de malign lezyon verisidir. Model, c1 ile ifade edilen malign lezyonda tam bir segmentasyon gerçekleştirirken c2 ile ifade edilen lezyonda iki ayrı lezyon varmış gibi bir segmentasyon sonucu üretmiştir. Bunun sebebi sinir ağının, lezyonun uç noktası ile gövdesi arasında tam bir bağlantı kuramaması olabilir.



Şekil 5.5. a1-a2) Orjinal görüntü, b1-b2) Orjinal maske, c1-c2) Malign lezyon segmentasyon (model tahmini)

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Tüm dünyada meme kanseri, tıpkı diğer kanser türlerinde olduğu gibi hızlı bir artış göstermektedir. Özellikle kadınlarda en yüksek oranda görülen meme kanserinde de erken ve doğru teşhis yüksek önem arz etmektedir. Kanser teşhisinde birçok görüntüleme yöntemi olmakla birlikte meme ultrason görüntüleme de bunlar arasında en sık tercih edilen yöntemlerden biridir. Görüntüleme sonucu elde edilen verilerin yorumlanması için alanında uzman radyolog veya doktora ihtiyaç duyulmaktadır. Ancak kişinin yorgun olması, anlık dikkatsizlik, farklı uzmanlar arası yorum çeşitliliği gibi uzmandan kaynaklı hatalar, veriden kaynaklı hatalar (verinin karmaşıklığı, vs.) ya da görüntüleme yönteminden kaynaklı sorunlar (gürültü ve artefaktlardan etkilenmesi, vs.) lezyonun doğru teşhis edilmesini engelleyebilmektedir. Yapay zekâ teknikleri içerisinde bulunan derin öğrenme modelleri de tıbbi görüntüleme sistemlerinde kullanılarak yüksek doğruluklu sonuçlar elde edilebilecek sistemlerdir. Sağlık alanında kullanılacak bu yöntemler sayesinde farklı sebeplerden kaynaklı hatalı teşhis oranının minimum seviyeye indirilmesi hedeflenmektedir.

Bu tez çalışmasında, içerisinde malign ve benign lezyon içeren meme ultrason görüntüleri kullanarak, Mask R-CNN yaklaşımıyla görüntüde nesne tespiti ve örnek segmentasyonu gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla ResNet50 ve ResNet101 omurgaları, C4 ve FPN omurga ağırlıkları kullanılmıştır. Model başarımları COCO değerlendirme metriği kullanılarak gerçekleştirilmiş olup, nesne tanıma ve örnek segmentasyon sonuçları test sonuçları bölümünde belirtilmiştir. Çalışmada kullanılan veri seti miktarı yeterli olmadığından veri artırımı yöntemlerine başvurulmuştur. Nesne algılama ve segmentasyon sonuçlarının benign lezyonlarda daha yüksek sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Bu farkın benign lezyon veri sayısının malign lezyon veri sayılarına göre daha yüksek olması gibi bir nedenden veya farklı bir sebepten kaynaklanabilmektedir. Ayrıca IoU eşik değeri 0,5 seçildiğinde her iki kategoriye ait sonuçların çok daha yüksek olduğu görülmektedir. Eğitim setindeki veri sayısını arttırmak için elastik deformasyon veya GAN (Generative Adversarial Network) gibi farklı veri artırma yöntemlerinin de kullanılması önerilebilir. Çünkü veri miktarının yüksek olması model başarımlarını doğrudan etkileyecektir. Ayrıca ResNet omurga yapılarından farklı omurgalar da başarımların yüzdesi açısından denenebilir.

Meme kanseri teşhisi için, yeterli miktarda örneklerle eğitilmiş ve iyi tasarlanmış bir evrişimsel sinir ağlarının mevcut görüntüleme sistemlerinde verimli bir rol oynayacağı aşikardır. Son yıllarda evrişimli ağı modelleri popülerlik kazanmıştır ve diğer alanlarda olduğu gibi medikal görüntü analizi ile bilgisayarlı görü uygulamalarında yer almaya başlamıştır. Bu çalışma ve yapılan tüm çalışmalar ile gelecekte, bu modellerin standart görüntüleme yöntemlerine faydalı bir ek olarak kullanılması, yüksek doğruluklu teşhis yöntemlerinin geliştirileceği umudunu vadetmektedir. Sadece tıbbi teşhis alanı ile sınırlı kalmayıp daha birçok alanda evrişimli sinir ağı modellerinin kullanılması ve ilerleyen teknoloji sayesinde tıp biliminde umut verici gelişmeler yaşanacaktır.



KAYNAKLAR

- Abdulla, W. (2018). Splash of Color: Instance Segmentation with Mask R-CNN and TensorFlow. Matterport Engineering Techblog, <https://engineering.matterport.com/splash-of-color-instance-segmentation-with-mask-r-cnn-and-tensorflow-7c761e238b46> (Ziyaret Tarihi: 10 Kasım 2021).
- Açıl, S. (-). Intersection over Union (IoU) ve Mean Average Precision (MAP) Nedir?. Medium, <https://medium.com/deep-learning-turkiye/intersection-over-union-iou-ve-mean-average-precision-map-nedir-532241ab74a9> (Ziyaret Tarihi: 21 Kasım 2021).
- Advani, V. (2021). What Is Artificial Intelligence? How Does AI Work, Types and Future of It?. Mygreatlearning, mygreatlearning.com/blog/what-is-artificial-intelligence (Ziyaret Tarihi: 13 Kasım 2021).
- Ahmed, L., · Muhammad M. I., Hamza A., · Shehzad K., Yasir S., Saqib S. (2020). Images Data Practices for Semantic Segmentation of Breast Cancer Using Deep Neural Network. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 1(11), 4363 - 4375.
- Akbayır, A. (2020). Lenet - Alexnet - GoogLenet - Vggnet ve Detaylı Resnet. Medium, <https://ahmedakbayir.medium.com/resnet-ve-öncesi-cnn-mimarileri-791d0c9a9f75> (Ziyaret Tarihi: 23 Kasım 2021).
- Al-Dhabyani, W., Mohammed G., Hussien K., and Aly F. (2019). Dataset of Breast Ultrasound Images. *Elsevier Enhanced Reader*, <https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S2352340919312181?token=0A15F8CD3175B75127186D1B6C1AE8EB5D8010C756A468476E68C2D50877F84C0908183E27D2E96BF8AFF61858582C4E&originRegion=eu-west-1&originCreation=20211127170623> (Ziyaret Tarihi: 23 Eylül 2021).
- Amidi, A., and Amidi, S. (-). Evrişimli Sinir Ağları El Kitabı. Standford.edu, <https://stanford.edu/~shervine/l/tr/teaching/cs-230/cheatsheet-convolutional-neural-networks> (Ziyaret Tarihi: 17 Kasım 2021).
- Arf, C. (1959). Makine Düşünebilir Mi ve Nasıl Düşünebilir?. *Üniversite Çalışmalarını Muhite Yayma ve Halk Eğitimi Yayınları Konferanslar Serisi 1*(1), 191-103.
- Awesome Data . URL-1: [Github.Com/Awesomedata/Awesome-Public-Datasets](https://github.com/AwesomeData/Awesome-Public-Datasets), (Ziyaret Tarihi: 11 Kasım 2021) .
- Aydın Büyük, A., Büyük M., and Doğru Bolat E. (2021). Detection and Segmentation of Breast Tumor Lesions in Ultrasound Images with Mask R-CNN. *EJONS International Journal on Mathematic, Engineering and Natural Sciences*, 5(18), 355-366.
- Ayten, B. (2021). Yapay Sinir Ağlarında Aktivasyon Fonksiyonları. Medium, <https://medium.com/databulls/yapay-sinir-ağlarında-aktivasyon-fonksiyonları-11002b8ac522> (Ziyaret Tarihi: 10 Eylül 2021).

- Baykara, O. (2016). Current Modalities in Treatment of Cancer. *Balikesir Health Sciences Journal*, 5 (3), 154–165.
- Bhatti, H. M. A., Jiyun L., Shahbaz S., Abdul R., and Arslan M., (2020). Multi-Detection and Segmentation of Breast Lesions Based on Mask RCNN-FPN. *IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine*, 12(10), 2698–2704.
- Bhimani, C., Danielle M., Robyn G. R., Lydia L., Elizabeth T., Kristin B., and Pauline G. (2017). Contrast-Enhanced Spectral Mammography: Technique, Indications, and Clinical Applications. *Academic Radiology*, 24(1), 84–88.
- Block, B. (2015). *Abdominal Ultrasound: Step by Step* (3rd ed.). USA:Thieme.
- Boyd, N. F., Helen G., Lisa J. M., Limei S., Stone, J., Fishell, E., Jong, R. A. (2007). Mammographic Density and the Risk and Detection of Breast Cancer. *New England Journal of Medicine*, 356 (3), 60-61.
- Böyük, M., Duvar, R. (2021). A Review on Visual Inspection Methods for Aircraft Maintenance. *Journal of Aeronautics and Space Technologies*, 14 (2), 185–193.
- Böyük, M., Duvar, R., Urhan, O. (2020). Deep Learning Based Vehicle Detection with Images Taken from Unmanned Air Vehicle. *Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference ASYU 2020*, 14(17), 13-18.
- Bray, F., Jacques F., Isabelle S., Rebecca L. S., Lindsey A. T., and Ahmedin J. (2018). Global Cancer Statistics 2018: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 68 (6), 394-424.
- Brownlee, J. (2019). A Gentle Introduction to Dropout for Regularizing Deep Neural Networks. *Machinelearningmastery*, <https://machinelearningmastery.com/dropout-for-regularizing-deep-neural-networks/> (Ziyaret Tarihi: 15 Eylül 2021).
- Contreras O., Sonia H., Tsuicheng C., and Martin D. F. (2012). Ultrasound Image Enhancement: A Review. *Biomedical Signal Processing and Control*, 7 (5), 419–28.
- Copeland, C.P. (2021). Artificial Intelligence. *Encyclopedia Britannica*, <https://www.britannica.com/technology/artificial-intelligence> (Ziyaret Tarihi: 16 Eylül 2021).
- Czumak, A. (-). Evrişimli Sinir Ağlarına Genel Bir Bakış. *Ichi*, <https://ichi.pro/tr/evrisimli-sinir-aglarina-genel-bir-bakis-257598841401734> (Ziyaret Tarihi: 10 Ekim 2021).
- Deepan, P., Sudha, L.R. (2020). Object Classification of Remote Sensing Image Using Deep Convolutional Neural Network. In *The Cognitive Approach in Cloud Computing and Internet of Things Technologies for Surveillance Tracking Systems* (1st ed.), 107–120. USA: Academic Press.

- Doğan, F., Türkoğlu, İ. (2018). Derin Öğrenme Modelleri ve Uygulama Alanlarına İlişkin Derleme. *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*, 10 (2), 409-445.
- Duvar, R., Böyük, M., Urhan O. (2021). A Review on Visual Inspection Methods for Aircraft Maintenance. *Journal of Aeronautics and Space Technologies*, 14(2), 185-192.
- Dyba, T., Giorgia, R., Freddie, B., Carmen, M., Francesco, G., Nicholas N., Anna G., et al. (2021). The European Cancer Burden in 2020: Incidence and Mortality Estimates for 40 Countries and 25 Major Cancers. *European Journal of Cancer* 157(18), 308–347.
- Eva M. F., Michael F. (2016). Medical Imaging In The Detection, Diagnosis and Management of Breast Diseases. Eupean Society of Radiology, https://www.internationaldayofradiology.com/app/uploads/2017/09/IDoR-2016_Book-on-Breast-Imaging_Web_low.pdf (Ziyaret Tarihi: 12 Ekim 2021).
- Facebook AI. (2019). Detectron2: A PyTorch-Based Modular Object Detection Library. Facebook AI, <https://ai.facebook.com/blog/-detectron2-a-pytorch-based-modular-object-detection-library-/> (Ziyaret Tarihi: 09 Eylül 2021).
- Fırıldak, K., Talu, M. F. (2019). Evrişimsel Sinir Ağlarında Kullanılan Transfer Öğrenme Yaklaşımlarının İncelenmesi. *Computer Science*, 4 (2) , 88-95 .
- Forrest, A. P., Helen J. S., Dawn E., Robin J. P., Colin S. M., Adrian N. H., David C. S., David W. G. (1996). Randomized Controlled Trial of Conservation Therapy for Breast Cancer: 6-Year Analysis of the Scottish Trial. *Lancet*, 348 (9029), 708–13.
- Gatys, L. A., Alexander S. E., and Matthias B. (2015). Texture Synthesis Using Convolutional Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1(15), 262–270.
- Gholamalinezhad, H., Hossein K. (2020). Pooling Methods in Deep Neural Networks, a Review. *Cornel University* 1(10), 1-16.
- Goncalves, V., Kathia M., Alberico B. F. da S. (2013). Applications of Artificial Neural Networks in Chemical Problems. Suzuki, K. (Ed.) *InTech* (1st ed.) (203-224). USA: IntechOpen
- Google Research. (-). Colaboratory. Google Research, https://colab.research.google.com/?utm_source=scs-index (Ziyaret Tarihi: 1 Kasım 2021).
- Gu, X., Hongyu Z., Dongmei Z., Sunghun K. (2016). Deep API Learning. *ACM SIGSOFT International Symposium on Foundations of Software Engineering*, 16 (24), 631–642.
- Gupta, D. (2019). A Beginner's Guide to Deep Learning Based Semantic Segmentation Using Keras. Divam Gupta, <https://divamgupta.com/image->

segmentation/2019/06/06/deep-learning-semantic-segmentation-keras.html
(Ziyaret Tarihi: 13 Ekim 2021).

Gümüş, M. (2021). Convolutional Neural Network (CNN) Nedir?. Mgminsights ,
<https://mgminsights.com/2021/09/19/convolutional-neural-network-cnn-nedir/> (Ziyaret Tarihi: 19 Eylül 2021).

Han, S., Huizi M., William J. D. (2015). Deep Compression: Compressing Deep Neural Networks with Pruning, Trained Quantization and Huffman Coding. *International Conference on Learning Representations*,5(4), 1-14 .

Haydaroğlu, A., Çakar, B., Gökmen, E., Özdemir, N., Zekioğlu, O., Öz saran, Z., Alanyalı, S., ve diğ. (2019). Epidemiological and Overall Survival Characteristics of Breast Cancer Patients in Ege University Hospital Database. *Ege Journal of Medicine*, 58(4), 50–57.

He, K., Georgia G., Piotr D., Ross G. (2017). Mask R-CNN. *IEEE International Conference on Computer Vision*, 42(2), 2980–2988.

He, K., Georgia G., Piotr D., Ross G. (2020). Mask R-CNN. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42(2): 386–397.

Hui, J. (-). MAP (Mean Average Precision) for Object Detection. Medium,
<https://jonathan-hui.medium.com/map-mean-average-precision-for-object-detection-45c121a31173> (Ziyaret Tarihi: 21 Kasım 2021).

IBM. (2020). What Is Gradient Descent?. IBM Cloud Education,
<https://www.ibm.com/cloud/learn/gradient-descent> (Ziyaret Tarihi: 25 Kasım 2021).

Jaeger, P. F., Kohl, S. A. A., Bickelhaupt, S., Isensee, F., Kuder, T. A., Schlemmer, H.-P., Klaus, H. M.-H. ve diğ. (2020). Retina U-Net: Embarrassingly Simple Exploitation of Segmentation Supervision for Medical Object Detection. Github,
<https://github.com/pfjaeger/medicaldetectiontoolkit> (Ziyaret Tarihi: 15 Kasım 2021).

Jalalian, A., Syamsiah, B. T. M., Hajjah, R. M., M., Iqbal B. S., Abdul, R., Ramli, B., Babak K. (2013). Computer-Aided Detection/Diagnosis of Breast Cancer in Mammography and Ultrasound: A Review. *Clinical Imaging*, 37(3), 420-426.

Kalyoncu, İ. H. (2017). Radyoterapide Sol Meme Işınlamalarında Alan İçinde Alan (Field In Field) Tekniğinde Alan Merkezindeki Sapmaların Çevre Organ Dozlarına Etkisinin Retrospektif Olarak İncelenmesi. Yüksek Lisans Tezi, Uludağ Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Bursa, 487129.

Karthik, R., Menaka, R., Kathiresan, G. S., Anirudh, M., Nagharjun, M. (2021). Gaussian Dropout Based Stacked Ensemble CNN for Classification of Breast Tumor in Ultrasound Images. *Irbm*, 1 (43), 1–19.

Kızrak, A. (2019). Derin Öğrenme İçin Aktivasyon Fonksiyonlarının Karşılaştırılması.

- Medium, <https://ayyucekizrak.medium.com/derin-öğrenme-için-aktivasyon-fonksiyonlarının-karşılaştırılması-cee17fd1d9cd> (Ziyaret Tarihi: 09 Eylül 2021).
- Kızrak, M. A., Bolat, B. (2018). Derin Öğrenme İle Kalabalık Analizi Üzerine Detaylı Bir Araştırma. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, August, 11(3), 263–286.
- Kim, P. (2017). *Matlab Deep Learning*. Mathworks, <https://www.mathworks.com/academia/books/matlab-deep-learning-kim.html> (Ziyaret Tarihi: 18 Kasım 2021).
- Krenker A., Janez B., Andrej K. (2011). Introduction to the Artificial Neural Networks. Suzuki, K. (Ed.), *Artificial Neural Networks: Methodological Advances and Biomedical Applications* (1st ed.) (3-18). India: Intech.
- Krizhevsky, A., Ilya S., Geoffrey, E. H. (-). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Association for Computing Machinery*, 60(6), 84-90.
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Haffner, P. (1998). Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278–2324.
- LeCun, Y., Yoshua, B., Geoffrey, H. (2015). Deep Learning. *Nature*, 521(7553), 436–444.
- Lewis, T. (2014). A Brief History of Artificial Intelligence. *LiveScience*, <https://www.livescience.com/49007-history-of-artificial-intelligence.html> (Ziyaret Tarihi: 12 Kasım 2021).
- Liu, Z., Chuan Y., Jun H., Shaopeng L., Yumin Z., Xu L. (2021). Deep Learning Framework Based on Integration of S-Mask R-CNN and Inception-v3 for Ultrasound Image-Aided Diagnosis of Prostate Cancer. *Future Generation Computer Systems*, 114(22), 358–67.
- Mahapatra, S. (2019). Why Deep Learning over Traditional Machine Learning?. Towardsdatascience, <https://towardsdatascience.com/why-deep-learning-is-needed-over-traditional-machine-learning-1b6a99177063> (Ziyaret Tarihi: 18 Eylül 2021).
- Mathworks. (-). Semantic Segmentation. Mathworks, https://www.mathworks.com/solutions/image-video-processing/semantic-segmentation.html?s_tid=srchtitle_semantic%2520segmentation_4 (Ziyaret Tarihi: 20 Kasım 2021).
- Matlab & Simulink. (-). What Is Object Detection?. Mathworks, <https://www.mathworks.com/discovery/object-detection.html> (Ziyaret Tarihi: 21 Kasım 2021).
- Min, H. (2020). Computer Aided Lesion Detection, Segmentation and Characterization on Mammography and Breast MRI. Yüksek Lisans Tezi, The University of Queensland, Electrical Engineering, Avustralya, 4397197.

- Moon, W. K., Yan, W. L., Hao, H. K., Su, H. L., Chiun, S. H., Ruey, F. C. (2020). Computer-aided Diagnosis of Breast Ultrasound Images Using Ensemble Learning from Convolutional Neural Networks. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 190(22), 1-12.
- Özcan, A. R. (2020). EEG İşaretlerinde Evrişimli Sinir Ağları İle Epileptik Nöbet Tahmini. Doktora Tezi, Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli, 10326915.
- Özmen, V.(2020). Meme-Kanseri-Rehberi-2020. Vahit Özmen, <https://www.vahitozmen.com/t/wp-content/uploads/2020/07/meme-kanseri-rehberi-2020.pdf> (Ziyaret Tarihi: 21 Eylül 2021).
- Öztürk, K., Mustafa Ş. (2018). Yapay Sinir Ağları ve Yapay Zekâ'ya Genel Bir Bakış- A General View of Artificial Neural Networks and Artificial Intelligence. *Takvim-i Vekayi*, 6(2), 25–36.
- Pavlopoulou, A., Demetrios A. S., Ioannis M. (2015). Human Cancer Databases (Review). *Oncology Reports*, 33(1), 3–18.
- Peng, M., Chongyang W., Tong C., Guangyuan L., Xiaolan F. (2017). Dual Temporal Scale Convolutional Neural Network for Micro-Expression Recognition. *Frontiers in Psychology*, <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.01745> (Ziyaret Tarihi:8 Ekim 2021).
- Pinto, J. (2017). Masknet: An Instance Segmentation Algorithm. Yüksek Lisans Tezi, Chalmers University of Technology, Department of Signals and Systems, İsveç, 250417.
- Pons, G., Robert, M., Sergi, G., Melcior, S., and Joan, M.. (2013). Feasibility Study of Lesion Detection Using Deformable Part Models in Breast Ultrasound Images. *Lecture Notes in Computer Science*, 7887(27), 269–276..
- Pons R., G. (2014). Computer-Aided Lesion Detection and Segmentation on Breast Ultrasound. Doktora Tezi, Universitat de Girona, Departament d'Arquitectura i Tecnologia de Computadors, İspanya, 129453.
- Postalcıoğlu, S. (2020). Performance Analysis of Different Optimizers for Deep Learning-Based Image Recognition. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 34(2), 1-10 .
- Radecic, D. (2020). Softmax Activation Function Explained. Towardsdatascience, <https://towardsdatascience.com/softmax-activation-function-explained-a7e1bc3ad60> (Ziyaret Tarihi:18 Ekim 2021).
- Ramsundar, B., Bosagh, R. Z. (-). TensorFlow for Deep Learning. Oreilly, <https://www.oreilly.com/library/view/tensorflow-for-deep/9781491980446/ch04.html> (Ziyaret Tarihi:8 Eylül 2021).
- Sharma, P. (2019). Computer Vision Tutorial: Implementing Mask R-CNN for Image

- Segmentation (with Phyton Code). Analyticsvidhya, <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/07/computer-vision-implementing-mask-r-cnn-image-segmentation/> (Ziyaret Tarihi:8 Kasım 2021).
- Siegel, R. L., Kimberly, D. M., Ahmedin, J. (2020). Cancer Statistics, 2020. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 70(1), 7–30.
- Simonyan, K., Andrew Z. (2015). Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *International Conference on Learning Representations*, 6(3), 5-14.
- Sörsater, M. (2018). Active Learning for Road Segmentation Using Convolutional Neural Networks. Yüksek Lisans Tezi, Linköping University, Department of Electrical Engineering, İsveç.
- Suk, H. I. (2017). An Introduction to Neural Networks and Deep Learning. Zhou, S. K., Hayit, G., Dinggang, S. (Ed.), *Deep Learning for Medical Image Analysis* (1st ed.), (3–24). Kore: Miccai.
- Sung, H., Jacques, F., Rebecca, L. S., Mathieu, L., Isabelle, S., Ahmedin, J., Freddie, B. (2021). Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *A Cancer Journal for Clinicians*, 71(3), 209–49.
- Süzen, A. A., Kayaalp, K. (2018). Derin Öğrenme ve Türkiye’deki Uygulamaları (1st ed.). İksad International Publishing House, Turkey: İksad.
- Szegedy, C., Wei, L., Yangqing, J., Pierre, S., Scott, R., Dragomir, A., Dumitru, E., Vincent, V., Andrew, R. (2015). Going Deeper with Convolutions. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 4(10), 1–9.
- Tan, R. J.(-). Breaking Down Mean Average Precision (MAP). Towards Data Science, <https://towardsdatascience.com/breaking-down-mean-average-precision-map-ae462f623a52> (Ziyaret Tarihi: 21 Kasım 2021).
- Thomas, M. (2020). Deep Learning: An In-Depth Look Into the AI- Based Tech. Built In, builtin.com/artificial-intelligence/deep-learning (Ziyaret Tarihi: 15 Kasım 2021).
- Tsang, S. (2018). Review: Inception-v4 — Evolved From GoogLeNet, Merged with ResNet Idea (Image Classification) . Towardsdatascience, <https://towardsdatascience.com/review-inception-v4-evolved-from-googlenet-merged-with-resnet-idea-image-classification-5e8c339d18bc> (Ziyaret Tarihi: 12 Kasım 2021).
- Vasilev, I. (2019). Python Deep Learning : Exploring Deep Learning Techniques and Neural Network Architectures with PyTorch, Keras, and TensorFlow. (2nd ed.). Birmingham, UK : Packt Publishing.

- Wang, Y., Eun, J. C., Younhee, C., Hao, Z., Gong, Y. J., Seok, B.K. (2020). Breast Cancer Classification in Automated Breast Ultrasound Using Multiview Convolutional Neural Network with Transfer Learning. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 46(5), 1119–1132.
- Wani, M. A., Farooq, A. B.t, Saduf, A., Asif, I. K. (2020). *Advances in Deep Learning (1st ed.)*. İsviçre: Springer.
- Wei, J. (2019). AlexNet: The Architecture That Challenged CNNs. Towardsdatascience, <https://towardsdatascience.com/alexnet-the-architecture-that-challenged-cnns-e406d5297951> (Ziyaret Tarihi: 11 Kasım 2021).
- Winston, P. H. (2017). Computing Machinery and Intelligence. *Boston Studies in the Philosophy and History of Science*, 324, 265–278.
- Xing, J., Chao, C., Qinyang, L., Xun, C., Aijun, Y., Yi, X., Xiaoling, X., Yue, S., Jing, X., Lingyun, H. (2020). Using BI-RADS Stratifications as Auxiliary Information for Breast Masses Classification in Ultrasound Images. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 25(6), 2058-2070.
- Xu, S., Yong, L., Wenwen, H., Chenxi, Z., Chang, L., Yongshuo, Z., Sirui, C., ve diğ. (2019). An Early Diagnosis of Oral Cancer Based on Three-Dimensional Convolutional Neural Networks. *IEEE*, 7(19), 158603–158611.
- Yakut, Ö., Doğru Bolat, E. (2020). Arrhythmia Diagnosis From ECG Signal Using Tree-Based MACHine Learning Methods. *International Journal on Mathematic, Engineering and Natural Sciences*, 4(16), 954-964.
- Yamashita, R., Mizuho, N., Richard, K. G. D., Kaori, T. (2018). Convolutional Neural Networks: An Overview and Application in Radiology. *Insights into Imaging*, 9(4), 611–629.
- Yap, M. H., Eran, A. E., Helmut, E. B. (2008). A Novel Algorithm for Initial Lesion Detection in Ultrasound Breast Images. *Journal of Applied Clinical Medical Physics*, 9(4), 181–199.
- Yiğit, G., Yeğın, M. N. (-). Öğrenme Aktarımı/Transfer Learning. Medium, <https://medium.com/novaresearchlab/öğrenme-aktarımı-transfer-learning-c0b8126965c4> (Ziyaret Tarihi: 17 Kasım 2021).
- Yohanandan, S. (-). MAP (Mean Average Precision) Might Confuse You! Towards Data Science, <https://towardsdatascience.com/map-mean-average-precision-might-confuse-you-5956f1bfa9e2> (Ziyaret Tarihi: 21 Kasım 2021).
- Zhang, A., Lipton, Z.C. , Li, M., Smola, A. J. (2019). Dive Into Deep Learning. Arxiv, <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2106/2106.11342.pdf> (Ziyaret Tarihi: 12 Kasım 2021)
- Zhi, H., Bing, O., Bao-ming, L. (2010). Comparison of Ultrasound Elastography, Mammography, and Sonography in the Diagnosis of Solid Breast Lesions.

Ultrasound, 26(6), 807–815.

Zou, J., Yi, H., Sung-Sau S. (2008). *Artificial Neural Networks Methods and Applications* (1st ed.). UK: HumanaPress.



KİŞİSEL YAYIN VE ESERLER

Karaböce, B., Baş, A., **Aydın Büyük, A.**, Bülün, M. N., Ak, K. (2021). Investigations of Degradation of Virus Spread by Physical Techniques. *International Conference on Medical and Biological Engineering*, 84(3), 847–857.

Aydın Büyük, A., Büyük, M., Doğru Bolat, E. (2021). Detection and Segmentation of Breast Tumor Lesions in Ultrasound Images with Mask R-CNN. *EJONS International Journal on Mathematic, Engineering and Natural Sciences*, 5.(18), 355-366



ÖZGEÇMİŞ

Ahsen Aydın Büyük ilk ve orta öğrenimini Bursa'da, lise öğrenimini de Bursa Anadolu Lisesi'nde tamamladı. 2013 yılında başlamış olduğu Erciyes Üniversitesine Mühendislik Fakültesi Biyomedikal Mühendisi Bölümünden 2017 yılında Biyomedikal Mühendisi unvanıyla mezun olmuştur. 2019 yılında Abdullah Gül Üniversitesi Elektrik ve Bilgisayar Mühendisliği bölümünde başlamış olduğu YÖK 100/2000 bütünlük doktora eğitiminden 2020 yılında kendi isteği ile ayrılmıştır. 2020 yılından bu yana Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Biyomedikal Mühendisliği Bölümünde yüksek lisans eğitimine devam etmektedir. Yüksek lisans eğitimi sırasında TÜBİTAK UME'de 1 yıl boyunca Star bursiyeri olarak Kovid-19 çalışmalarına katılmıştır. 2021 yılından bu yana TÜBİTAK BİLGEM'de çalışmalarına devam etmektedir. Nanoteknoloji, Lab-on-chip, sensörler, hücre kültürleme yöntemleri, derin öğrenme gibi farklı disiplinlerde çalışma imkânı bulmuştur.

