T.C.
Uludağ Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü

BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDE COVİD-19 ENFEKSİYONU İÇİN EVRİŞİMLİ SİNİR AĞI MİMARİLERİ VE İLGİ BLOKLARI İLE BÖLÜTLEME

Alper EKMEKCİ

Yüksek Lisans Tezi

BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDE COVİD-19 ENFEKSİYONU İÇİN EVRİŞİMLİ SİNİR AĞI MİMARİLERİ VE İLGİ BLOKLARI İLE BÖLÜTLEME

Alper EKMEKCİ

T.C.
BURSA ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDE COVİD-19 ENFEKSİYONU İÇİN EVRİŞİMLİ SİNİR AĞI MİMARİLERİ VE İLGİ BLOKLARI İLE BÖLÜTLEME

Alper EKMEKCİ
502031012
ORCID: 0009-0008-5989-675X
Web of Science ResearcherID: JRX-3969-2023

Dr. Öğr. Üyesi Ceyda Nur ÖZTÜRK
(Danışman)
ORCID: 0000-0001-9127-715X
Web of Science ResearcherID: R-4412-2018
Scopus ID: 56567596600

YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

BURSA-2023
Her Hakkı Saklıdır.

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDE COVİD-19 ENFEKSİYONU İÇİN EVRİŞİMLİ SİNİR AĞI MİMARİLERİ VE İLGİ BLOKLARI İLE BÖLÜTLEME

Alper EKMEKCİ

Bursa Uludağ Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Ceyda Nur ÖZTÜRK

Günümüzde gelişen yapay zeka teknolojileri ile birlikte medikal alanda yaygınlıkla kullanılan bilgisayarlı tomografi (BT), manyetik rezonans (MR) ve ultrason (US) cihazlarıyla edinilen görüntüler üzerinde hastalık tespiti, teşhisi ve takibi yapmak mümkün hale gelmiştir. Bu tezde Covid-19 virüsüne yakalanmış olan hastalar için çekilmiş akciğer BT görüntülerine yansıyan enfeksiyonların çeşitli görünümleri ve sınıflandırılmaları incelenmiştir. Aynı zamanda medikal görüntü bölütleme alanında yaygınlıkla kullanılan evrişimli sinir ağı mimarileri ile ilgi bloklarının bu mimarilere olan katkısı araştırılmıştır. Halka açık bir veri setindeki örnek akciğer BT görüntülerinde akciğer bölütlemesi ve enfeksiyon teşhisi yapabilmek için U-Net ve ilgi U-Net mimarileri ile deneysel çalışmalar yapılmıştır. 870 BT görüntüsü ile model eğitimi gerçekleştirilmiş, 186 BT görüntüsü ile model geçerlenmiş ve 186 BT görüntüsü üzerinde de test edilmiştir. En başarılı U-Net ve ilgi U-Net modellerinin ortalamada sırasıyla %76 ve %77 Dice ölçütü değeriyle enfeksiyon bölütlemesini gerçekleştirdiği ve her iki modelin de %85 Dice ölçütü değeriyle akciğer bölütlemesini başardığı gözlemlenmiştir. Sonuçta ilgi U-Net modelinin enfeksiyon bölütlemesi probleminde sadece U-Net modelinin kullanımından daha etkin olduğu ve dolayısıyla akciğerde hastalık teşhis sistemleri için daha uygun bir altyapı oluşturacağı anlaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: evrişimli sinir mimarileri, ilgi blokları, BT görüntüleri, enfeksiyon bölütleme, akciğer bölütleme, Covid-19 sınıflandırma

2023, vii + 56 sayfa

ABSTRACT

MSc Thesis

SEGMENTATION WITH CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS AND ATTENTION BLOCKS IN COMPUTED TOMOGRAPHY IMAGES FOR COVID-19 INFECTION

Alper EKMEKCİ

Bursa Uludağ University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Computer Engineering

Supervisor: Assist. Prof. Dr. Ceyda Nur ÖZTÜRK

Today, with the developing artificial intelligence technologies, it has become possible to detect, diagnose and follow up diseases on images obtained with computerized tomography (CT), magnetic resonance (MR) and ultrasound (US) devices, which are widely used in the medical field. In this thesis, various appearances and classifications of infections reflected in lung CT images taken for patients infected with the Covid-19 virus were examined. At the same time, the contribution of convolutional neural network architectures and interest blocks, which are widely used in the field of medical image segmentation, to these architectures was investigated. Experimental studies have been carried out with U-Net and relevant U-Net architectures to perform lung segmentation and infection diagnosis on sample lung CT images in a publicly available data set. Model training was carried out with 870 CT images, the model was validated with 186 CT images and tested on 186 CT images. It was observed that the most successful U-Net and relevant U-Net models achieved infection segmentation with 76% and 77% Dice criterion value on average, respectively, and both models achieved lung segmentation with 85% Dice criterion value. As a result, it has been understood that the U-Net model is more effective than the use of only the U-Net model in the infection segmentation problem and therefore will constitute a more suitable infrastructure for lung disease diagnosis systems.

Keywords: convolutional neural architectures, attention blocks, CT images, infection segmentation, lung segmentation, Covid-19 classification

2023, vii + 56 pages.

ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR

Dünya üzerinde herkesi etkileyen ve hayatımıza birçok alanda dokunmuş olan Covid-19 pandemisi sürecinde elde edilen bilgisayarlı tomografi görüntüleri üzerinde yapılmış olan bu çalışmanın günümüzde medikal alanda sürdürülen diğer çalışmalara katkı sunacak olmasını en içten şekilde temenni ederken böyle bir felaketin tekrar yaşanmamasını dilerim.

Tez yazımına başladığım andan itibaren ve hayatımın her anında benim yanımda olan ve bana desteklerini esirgemeyen en başta çok sevgili ailem Nagihan EKMEKCİ ve Feridun EKMEKCİ'ye, sevgili eşim Esenay ESENBOĞA'ya ve değerli bilgilerini benden esirgemeyen hocam ve danışmanım Ceyda Nur ÖZTÜRK'e canı gönülden şükranlarımı sunarım.

Alper EKMEKCİ
20/11/2023

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	i
ABSTRACT	ii
ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR	iii
ŞEKİLLER DİZİNİ	vi
ÇİZELGELER DİZİNİ	vii
1.GİRİŞ	1
2.KAYNAK ARAŞTIRMASI	3
2.1.Covid-19	3
2.1.1.BT Görüntüleme ve Akciğer	4
2.1.2.Pnömoni	6
2.1.3.Buzlu Cam	6
2.1.4.Konsolidasyon	7
2.1.5.Plevral efüzyon	8
2.2.Evrişimli Sinir Ağı Mimarileri ile Bölütleme	8
2.2.1.FCN	9
2.2.2.Mask R-CNN	10
2.2.3.U-Net	11
2.3.Arka Kemik Ağları	12
2.3.1.VGG	12
2.3.2.ResNet	13
2.4.İlgi Blokları	14
2.4.1.İlgi bloğu çeşitleri	15
2.4.2.Dönüştürücüler	18
2.5.İlgi Bloklu U-Net Bölütleme Modelleri	19
2.5.1.İlgi U-Net	19
2.5.2.D2A U-Net	21
2.6.Akciğer Görüntülerinde Enfeksiyonlu Bölge Bölütleme	22
3.MATERYAL VE YÖNTEM	25
3.1.Veri Seti	25
3.2.Kütüphaneler	26
3.2.1.PyTorch	26
3.2.2.Nibabel	27
3.2.3.Monai	27
3.2.4.OpenCV	27
3.2.5.Albumentations	27
3.3.Donanım	28
3.4.Bölütleme Modelleri	28
3.4.1.Ön işlem	28
3.4.2.Model eğitimi	29
3.4.3.Son işlem	31
3.4.4.Bölütleme performansı analizi	32
3.5.Covid-19 Sınıflandırma	34
3.5.1.Bağlı bileşen bulma	34

3.5.2.Eşikleme 34
3.5.3.Sınıflandırma performansı analizi 35
4.BULGULAR 36
4.1.Enfeksiyonlu Bölge Bölütlemesi 36
4.2.Akciğer Bölgesi Bölütleme 41
4.3.Birleşik Bölütleme ve Covid-19 Analizi 44
4.4.Bölütleme Bazlı Sınıflandırma 44
5.TARTIŞMA VE SONUÇ 48
KAYNAKLAR 51

ŞEKİLLER DİZİNİ

		Sayfa
Şekil 2.1	Covid-19 virüsüne bağlı vaka ve ölüm sayıları grafiği	4
Şekil 2.2	Tomografide görüntülemesinde kullanılan düzlemler	5
Şekil 2.3	Farklı eksenlerden çekilen akciğer BT kesitleri	6
Şekil 2.4	BT görüntülerinde (a) düzensiz kaplama, (b) ışık halkası, (c) buzlu cam	7
Şekil 2.5	BT görüntüsünde konsolidasyon ve ışık halkası görünümleri	7
Şekil 2.6	BT görüntüsü (solda) üzerinde bölütlenmiş akciğer maskesi (sağda) .	8
Şekil 2.7	FCN model mimarisi	10
Şekil 2.8	Mask R-CNN model mimarisi	11
Şekil 2.9	U-Net model mimarisi	12
Şekil 2.10	VGG16 katmanlı model mimarisi	13
Şekil 2.11	ResNet-34 katmanlı mimarisi	14
Şekil 2.12	Evrişimli blok ilgi modülü	16
Şekil 2.13	Esnek (üstte) ve katı (altta) ilgi blokları çıktısı karşılaştırması	17
Şekil 2.14	Esnek ilgi blokları eklenmiş VGG modelinin mimarisi	17
Şekil 2.15	İlgi tahmin bloğu çıktılarını tam bağlantılı katman ile birleştirme yaklaşımları..	18
Şekil 2.16	Girdi görüntüsünün yamalar üzerinden dönüştürücü kodlayıcı modele aktarımı	19
Şekil 2.17	İlgi U-Net mimarisi	20
Şekil 2.18	İlgi kapısı tasarımı	21
Şekil 2.19	İlgi katsayılarının görüntü üzerindeki etkileri	21
Şekil 2.20	D2A U-Net model mimarisi	22
Şekil 3.1	BT, enfeksiyon ve akciğer maske görüntüleri	26
Şekil 3.2	İki BT görüntüsünün histogram eşitleme öncesi ve sonrası görünümü	29
Şekil 3.3	Maske çarpım işleminin etkisi	32
Şekil 3.4	Dice ölçütü hesaplama yaklaşımı	33
Şekil 3.5	IoU metriği hesaplama yaklaşımı	33
Şekil 3.6	Eşikleme işlemi	35
Şekil 4.1	U-Net ve ilgi U-Net modellerinin enfeksiyonlu bölge bölütleme çıktıları	40
Şekil 4.2	Seçilen modellerin enfeksiyonlu bölge bölütleme eğitim metrik grafikleri	41
Şekil 4.3	Seçilen modellerinin akciğer bölgesi bölütleme çıktılarına örnekler	43
Şekil 4.4	Seçilen modellerin akciğer bölütleme eğitimi sürecindeki metrik grafikleri	43
Şekil 4.5	Modellerinin enfekte olmayan görüntüler üzerindeki performansları .	46
Şekil 4.6	U-Net ve İlgi U-Net modellerinin	46
Şekil 4.7	Sınıflandırma için doğruluk ve F1 skor grafikleri	47

ÇİZELGELER DİZİNİ

		Sayfa
Çizelge 4.1	Girdi görüntülerinin normalizasyon aralığının model başarımına etkisi	37
Çizelge 4.2	CLAHE algoritmasının kırpma limitinin model başarımına etkisi ..	38
Çizelge 4.3	Kayıp fonksiyonlarının model başarımına etkisi	38
Çizelge 4.4	Eğitimin sürdürüldüğü devir sayısının model başarımına etkisi.....	39
Çizelge 4.5	Kanal değişimin model sonucuna etkisi.....	39
Çizelge 4.6	Kanal sayısı değişiminde veri seti arttırmanın model sonucuna etkisi	39
Çizelge 4.7	U-Net ve ilgi U-Net modellerinin akciğer bölütleme başarımı.....	42
Çizelge 4.8	Akciğer bölütlemede kanal değişiminin model sonucuna etkisi.....	42

1. GİRİŞ

Teknolojinin gelişmesiyle birlikte veri üretimi ve tüketimi her geçen gün artmaktadır. 2010 yılında iki zettabayt (bir milyar terabayt) olan veri üretim ve tüketim miktarı 2020 senesine gelindiğinde ise 64,2 zettabbayt boyutuna ulaşmış ve 2025 yılına kadar da 181 zettabayt olması tahmin edilmektedir (Taylor, 2023). Sürekli artan bu verinin analiz edilebilmesi için yapay zeka tabanlı yazılımlar her geçen gün hayatımızın bir parçası olmakta ve robotik kontrol ve planlama, doğal dil işleme ve çeviri, bilgisayarlı görü ve ölçümleme gibi daha birçok alanda yaygınlaşmaktadır. Değişen kullanım alanlarının doğurduğu çeşitli problemlerin ve ihtiyaçların ele alınabilmesi için yapay zeka model ve mimarileri de güncellenerek geliştirilmektedir.

Yapay zekanın özellikle bilgisayarlı görü alanındaki amacı bilgisayara insanın görme yeteneğini kazandırarak görüntüyü anlamlandırmasını sağlamaktır. Bunun altında yatan motivasyon, insanın sorumluluğunu azaltarak karmaşık durumlar içerisinde insana yardımcı olmak ve hayatını kolaylaştırmaktır. Bu alanda temel olarak görüntü verileri, piksel veya piksel öbeklerinin oluşturduğu bölgeler düzeyinde görüntü işleme teknikleri ile dönüştürülür ve elde edilen bilgiler üzerinden öğrenme, karar verme, planlama gibi yapay zeka mekanizmaları yürütülür. Görüntü işleme teknikleri, görüntü içerisinde bulunan piksellere uygulanan yeniden boyutlandırma, histogram eşitleme, özellik çıkartma, dönüşümler ile diğer çeşitli matematiksel işlemlerin bütününü kapsar. Bu teknikler sayesinde görüntüleme cihazlarıyla edinilen görüntülerin çeşitli yapay zeka modellerine beslenmeden önce istenen hale dönüştürülmesine imkan sağlanır. Bu dönüştürülen görüntü piksellerinin anlamlandırılıp sınıflanması ve yorumlanmasıyla bölütleme, konumlandırma ve tanıma gibi bilgisayarlı görü problemlerine çözüm getirilir.

Medikal alanda bilgisayarlı tomografi (BT), manyetik rezonans (MR), ultrason (US) gibi görüntüleme cihazlarıyla elde edilen görüntüler üzerinde doku ve organ tespiti yapılıp çeşitli görselleme, ölçümleme ile hastalık teşhisi ve takibine yönelik analiz uygulamalarının geliştirilmesi amaçlanır. Bu uygulamalar için genellikle bilgisayarlı görü alanının ana problemlerinden olan bölütlemenin ilk aşamada yüksek doğruluklarla

çözülmesi gerekmektedir. Bu süreçte en sık karşılaşılan zorluklardan birisi eğitim ve test için bulunabilen görüntülerin az sayıda olması bir diğeri ise görüntülerin boyutlarının sıradan bilgisayarların hesaplama kapasitesini aşacak kadar büyük olmasıdır. Sürekli artan veri miktarlarına rağmen hasta bilgilerinin korunması ve güvenlik sebebiyle medikal verilere ulaşmak diğer alanlardaki veri kümelerine ulaşmaktan daha zor olmaktadır. Bunun yanı sıra üç boyutlu medikal görüntü kesitlerinin yüksek çözünürlüklere sahip olmasından dolayı görüntülerin tek bir seferde işlenmesine karşılık kesit kesit işlenmesi kararının verilmesinde yüksek güçte bilgisayarların mevcudiyeti önem kazanmaktadır. Veri azlığı sorununa çözüm olarak erişime açık veri setlerinin yaygınlaşması sağlanmakta ve çeşitli görüntü işleme metotlarıyla veri arttırımı gerçekleştirilmektedir. Sınırlı kaynaklara sahip sistemlerde büyük veri işleme sorununa çözüm olarak ise veride özellik kaybını göze alarak küçültme yapılması veya verinin parça parça işlenmesi düşünülmektedir. Ayrıca ön işlem aşamasında görüntü içerisindeki sadece ilgilenilen bölgelere yoğunlaşılması bazı ilgi bölgesi tespiti yaklaşımlarıyla sağlanmaktadır. Bu tezde doktorlar için bir karar destek sistemi olarak akciğer BT görüntüleri üzerinde akciğere ait bölgenin ve hasarlı bölgelerin bölütlenmesinin gerçekleştirilmesi ve takiben hasarlı bölgenin Covid-19 enfeksiyonuna bağlı olarak gelişip gelişmediğinin sınıflandırılması amaçlanmıştır. Bölütleme ve sınıflandırma problemlerinin çözümünde en modern yaklaşımlardan olan evrişimli sinir ağlarının kullanımı gerçekleştirilmiştir. Otokodlayıcı olarak farklı mimarilerin modele uyarlanması sağlanmıştır. İlgi duyulan akciğer dokusuna ve Covid-19 içeren bölgelere ait piksellerin öğrenimini kolaylaştırmak için farklı kayıp fonksiyonları, ilgi bloğuna sahip otokodlayıcı modelleri ve ön-işlemler eklenmiş bu sayede literatürdeki bazı çalışmalarda (Ronneberger vd., 2015; Oktay vd., 2018) olduğu gibi model doğruluklarının artması hedeflenmiştir. Geliştirilen modellerin akciğer dokusunu ve Covid-19 içeren bölgeleri bulmadaki performansı diğer yaygın görüntü bölütleme modellerine karşı analiz edilmiştir.

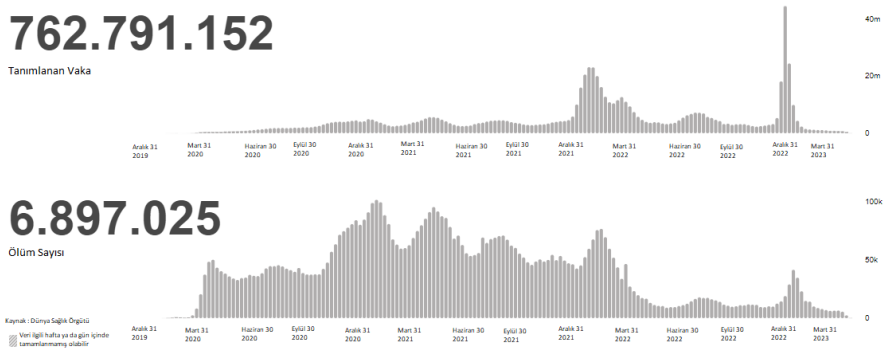
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Bu bölümde akciğer BT görüntülerinden Covid-19 hastalığının evrişimli sinir ağları ile teşhisi amacı doğrultusunda yapılan araştırmalara yer verilmektedir. Bu bağlamda Covid-19 virüsünün çıkışı ve enfekte kişilerde gözlemlenen belirtileri ile bu pnömoni durumunun BT görüntüleri üzerinde oluşturduğu farklı görünümler araştırılmış, akciğer bölütlemede yaygınlıkla kullanılan veri setlerine değinilmiştir. Bununla birlikte görüntü bölütlemede kullanılan kodlayıcı ve kod çözücü evrişimli sinir ağı mimarileri ile ilgi bloklarının çalışma mantığından bahsedilmiştir. Ayrıca modern evrişimli sinir ağlarının medikal görüntüler üzerinde bölütleme problemini çözmek amacıyla çalıştırılmasına yönelik yapılan literatür çalışmaları incelenmiştir.

2.1. Covid-19

Covid-19 Kasım 2019'da Çin'in Wuhan kentinde ortaya çıkan akut bir solunum yolu rahatsızlığıdır. SARS-CoV-2 virüsünden meydana gelen bu salgının belirtileri kişiden kişiye göre ağır ya da hafif olarak seyredebilmektedir. Solunum yoluyla yayıldığı için sosyal mesafeyi korumaya, hijyene ve içinde bulunulan ortamın havalandırılmasına özen gösterilmelidir. Belirtilerinden en yaygın olanları ateş, öksürük, yorgunluk ile tat veya koku kaybı; daha az yaygın olanları arasında boğaz veya baş ağrısı, ishal ile ciltte kızarıklık gözlenebilir. Ciddi olarak belirtilen semptomlar (Dünya Sağlık Örgütü, 2023) arasında ise nefes almada zorluk, konuşma veya hareketlilik kaybı ile göğüs ağrısı bulunmaktadır. Covid-19 virüsünün ortaya çıktığı ilk günden itibaren kayda geçen vaka ve ölüm sayıları Şekil 2.1'deki grafikte gösterilmiştir.

Covid-19 belirtilerine sahip kişinin virüsü taşıma durumuna bakmak için kullanılan polimeraz zincir reaksiyonu (polymerase chain reaction - PCR) testi (T.C. Sağlık Bakanlığı, 2020) kullanışlı olsa da dünya genelinde büyük bir kontrol yoğunluğuna sebebiyet veren bu virüsü tespit etmeye yönelik farklı yöntemler aranmıştır. Medikal görüntüleme alanında yapılan araştırmaların sonucunda virüsü taşıyan kişilerin akciğer görüntülerinde virüsün enfekte ettiği kısımların tespit edilebildiği görülmüştür.



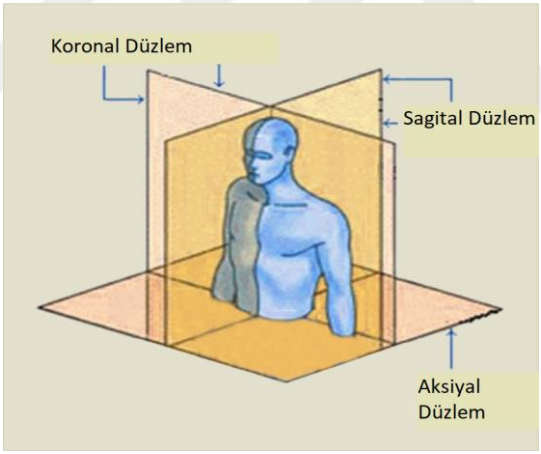
Şekil 2.1 Covid-19 virüsüne bağlı vaka ve ölüm sayıları grafiği (Dünya Sağlık Örgütü, 2023)

Akciğer görüntüleri üzerinden Covid-19 tespiti için kullanılan en yaygın görüntüleme teknolojileri röntgen ve BT cihazlarıdır. Bu iki cihazın görüntüleri üzerinden Covid-19 bulgularının değerlendirilmesi yapılabilmektedir. Hasta açısından düşünüldüğünde röntgen görüntüsünü elde etmek ekonomik açıdan daha uygun ve hızlı sonuçlanan bir süreçtir. Bu sayede bir an evvel tanı koymayı mümkün kılar. Dezavantaj olarak ise düşük hassasiyete sahiptir. Eğer hastalığın erken safhalarında bir hastadan görüntü alındıysa yapılabilecek yanlış çıkarımlar hastalığın belirlenememesine, dolayısıyla yanlış tanı konulmasına sebebiyet verebilir. BT görüntüleri ise yine hasta açısından düşünüldüğünde kişiyi daha fazla radyoaktiviteye maruz bırakmakta, yüksek maddiyat ve kaynak maliyeti gerektirmektedir. Buna karşın içerdiği yüksek hassasiyetli bilgiler sayesinde görüntüsü çekilen kişinin hastalığının tanısında hastalık erken safhada da olsa çok daha güvenilir sonuçlar alınabilmektedir (Mary Shyni ve Chitra, 2022).

2.1.1. BT Görüntüleme ve Akciğer

BT kanser, tümör, kan pıhtısı, yaralanma, pnömoni gibi durumları tespit etmek için kullanılan bir görüntüleme yöntemidir. Görüntüleme süreci, hasta üzerindeki X ışın cihazının hedeflenen bölge etrafında dönmesi ve diğer taraftaki reseptörler yardımı ile

alınan X ışınlarının miktarının bilgisayar yardımıyla hesaplanması ile vücut kesitlerinin oluşturulması işlemine dayanmaktadır. Vücutta bulunan organların ve dokuların yoğunlukları farklı olduğu için X-ışınlarının bu organlardan geçiş miktarları farklıdır. Bu da görüntüde farklılıklar oluşturmakta ve organ ile dokuların ayrıntılarını ortaya çıkarmaktadır. Bir bölgedeki tarama tamamlandıktan sonra hastanın bulunduğu yatak çekim ekseni doğrultusunda hareket ederek diğer kesitlerin toplanacağı noktaya ilerler. Bu işlem istenen sayıda kesit toplanana kadar devam eder. Şekil 2.2'de resmedildiği gibi aksiyal, koronal ve sagital olmak üzere üç ana çekim düzlemi bulunmaktadır (Azcona vd., 2020). Böylece farklı eksenlerden taranan organ ve dokular üzerinde inceleme yapılırken daha fazla ayrıntı gözlenebilmektedir. Oluşturulan kesitlerin birleştirilmesi ile üç boyutlu görüntüler de oluşturulabilir ve bu üç boyutlu görüntüler teşhis, takip ve ameliyat süreçlerinde doktorlar için daha etkili bir yol göstericidir.



Şekil 2.2 Tomografide görüntülemesinde kullanılan düzlemler (Azcona vd., 2020)

Vücuttaki kemik gibi yüksek yoğunluktaki organ veya dokular cihaz görüntüleri üzerinde rahatlıkla görülebilmektedir. Üriner sistem dokuları gibi rahat görülemeyen dokular için ise vücuda enjekte edilen kimyasal boyalar kullanılmaktadır. Bu kimyasallar görüntülerin net çıkması amacına hizmet etmektedirler (Avicenna Hastanesi, 2021). Şekil 2.3, üç farklı eksenden alınan akciğer BT görüntüleri üzerindeki organ ve dokuları göstermektedir.



Şekil 2.3 Farklı eksenlerden çekilen akciğer BT kesitleri (Gorbunova, 2010)

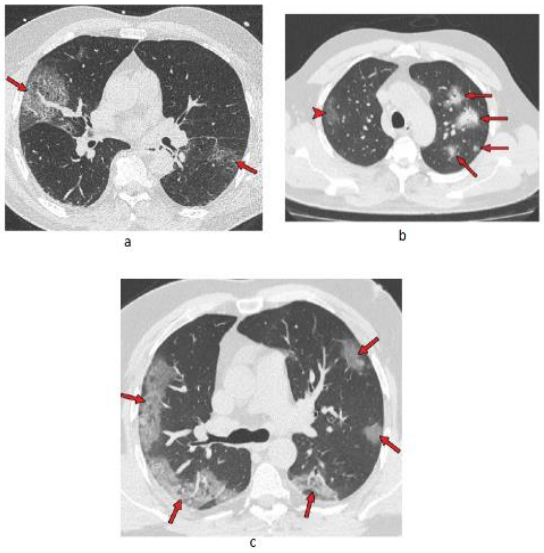
2.1.2. Pnömoni

Pnömoni, akciğer içindeki hava kanallarının su ya da çeşitli sıvılarla dolması sonucu oluşan bir enfeksiyon türüdür. Öksürük, ateş ve nefes darlığı gibi sonuçları olan bu enfeksiyona Covid-19 virüsü de sebebiyet verebilmektedir (National Heart, Lung, and Blood Institute, 2022).

2.1.3. Buzlu Cam

Buzlu cam görüntüsü, çeşitli sebeplerden ötürü yoğunluğu artan bölgeye gönderilen X ışınlarının atenüasyona uğramasıyla birlikte ilgili bölgede gerçekleşen görüntü bozulmasıdır. Buzlu cama benzer bir bulanık bir görüntü oluşturmaktadır (Cattamanchi, 2021; Ground-glass Opacity, 2022).

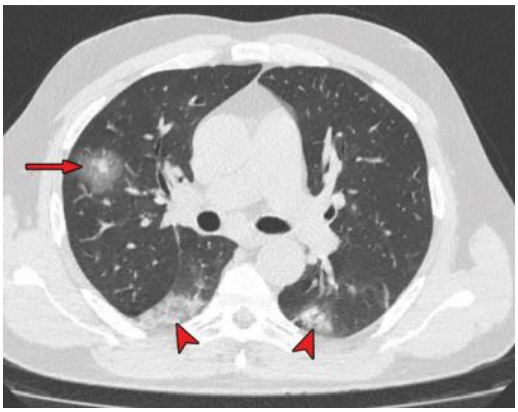
Buzlu cam, görüntülerdeki düzensiz kaplama (crazy-paving), vasküler genişleme ve ışık halkası işareti (halo sign) bulunmaktadır görünümleri ile sınıflandırılabilir. Covid-19 pnömoni vakalarının %98'inde BT üzerinde buzlu cam görüntüsüne rastlanırken Covid-19 pozitif tanısı konulan hastaların ise %70'inde BT üzerinde buzlu-cam ve vasküler genişleme durumları gözlemlenmiştir (Ali vd., 2020). Şekil 2.4'te bazı enfeksiyonların BT görüntüleri üzerindeki görünümlerine yer verilmiştir.



Şekil 2.4 BT görüntülerinde (a) düzensiz kaplama, (b) ışık halkası, (c) buzlu cam (Ali vd., 2020)

2.1.4. Konsolidasyon

BT görüntülerindeki bir diğer Covid-19 bulgusu olan konsolidasyon akciğer solunum kanallarına sıvı dolması durumu ile gerçekleşir. Konsolidasyon buzlu cam görüntüsü ile birlikte oluşabilmektedir (Radiology Affiliates Imaging, 2020). Şekil 2.5'te altta görünen oklar konsolidasyon bölgelerine, sol üstte görünen ok ise ışık halkasına işaret etmektedir.



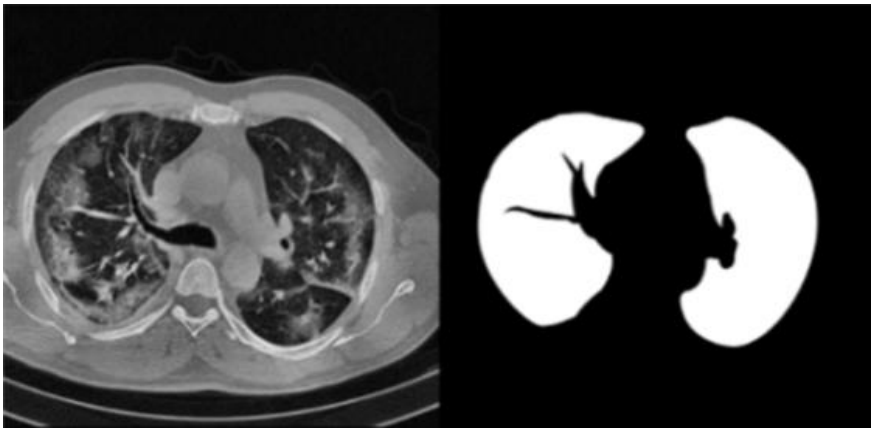
Şekil 2.5 BT görüntüsünde konsolidasyon ve ışık halkası görünümleri (Radiology Affiliates Imaging, 2020)

2.1.5. Plevral efüzyon

Plevra, göğüs boşluğunun içinde ve akciğerlerin dışında bulunan iki katlı bir zar tabakasıdır. Solunum sırasında akciğerin göğüs boşluğunda rahat hareket edebilmesi için bu tabaka üzerinde yaklaşık yirmi mL kadar sıvı bulunur. Hastalık durumunda bu sıvının artması ya da azalması durumuna plevral efüzyon (pleural effusion) adı verilir. Covid-19 virüsünün semptomları arasında olan plevral efüzyon, yine BT görüntüleri üzerinden anlaşılabilmektedir. Bununla birlikte plevral zarı üzerinde gerçekleşen anormallikler arasında plevral zarının kalınlaşması da yer alabilir. Hussein vd. (2020) yaptıkları çalışmada plevral zar kalınlaşmasının %52, zar efüzyonunun ise %6 civarında olduğu belirtmiştir.

2.2. Evrişimli Sinir Ağı Mimarileri ile Bölütleme

Diğer problemlerden farklı olarak bölütleme işlemi çıktısında, tüm piksellerin ait olduğu bölgeler için önceden öğrenilmiş sınıf etiketleriyle etiketlenmesini sağlayan maske görüntüleri üretilir. Akciğer bölütlemesi yapılan bir BT görüntüsüne (Kara vd., 2021) örnek Şekil 2.6'da verilmektedir. Bölütlenmesi hedeflenen akciğer bölgesi için maskede görülen siyah pikseller arka planı, beyaz pikseller ise akciğeri temsil etmektedir.



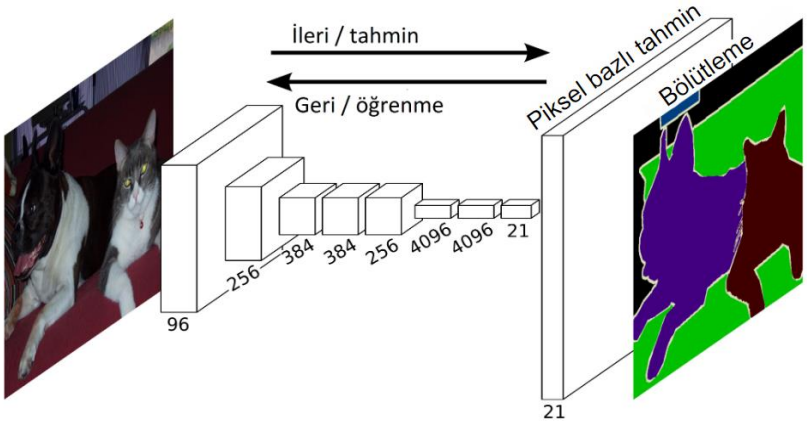
Şekil 2.6 BT görüntüsü (solda) üzerinde bölütlenmiş akciğer maskesi (sağda) (Kara vd., 2021)

Bölütleme probleminin yapay sinir ağları ile çözülmesi, çıktıda girdi görüntüsünün tüm pikselleri için etiketlemeler yapılması ihtiyacı dolayısıyla daha karmaşık modellerin tasarımını gerektirir. Diğer taraftan evrişimli sinir ağlarının gelişmesiyle birlikte problemin çözümüne daha uygun ve özlü model tasarımları ortaya atılmıştır. Görüntü analizi uygulamalarının çözümünü gerektirdiği bölütleme probleminin türüne bağlı olarak da kullanılabilecek bölütleme mimarilerinin yapısı değişiklik gösterebilmektedir. Bölütleme amaçlı bazı evrişimli sinir ağı mimarilerinin detaylarına ilerleyen alt bölümlerde yer verilmektedir.

2.2.1. FCN

Açılımı tam evrişimli sinir ağı (Fully Convolutional Network- FCN*)* (Long vd., 2015) olan bu mimari semantik bölütleme için kullanılan bir mimaridir. Piksel bazında yaptığı tahminlerde bölütlemeyi geliştirebilmek için VGG, AlexNet ve GoogleNet mimarilerini kullanmıştır. PASCAL VOC2011 verisi üzerinde yapılan deneylerde en iyi sınıflandırma sonucunu veren VGG modeli, bölütlemede de ortalamada %90,3'lük bir doğruluk oranı sağlamıştır.

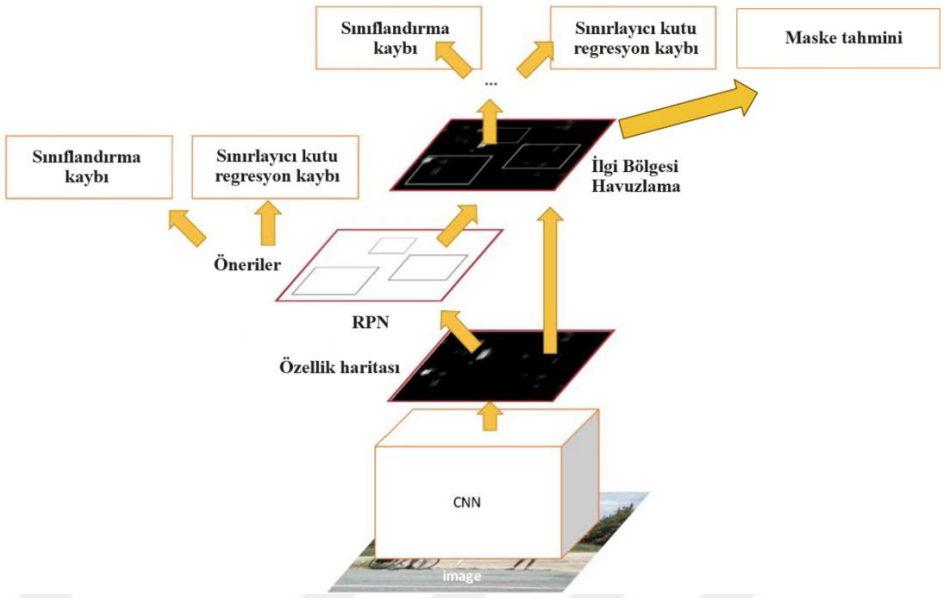
Şekil 2.7'de FCN mimarisinin öğrenme ve tahmin işlemlerinin hangi katmanlar üzerinde ve hangi sırayla gittiği gösterilmektedir. Konvolüsyon katmanları ile birlikte ilgili sınıfların özelliklerini çıkartan model, yukarı konvolüsyon katmanı ile girdi görüntüsündeki her bir piksel için sınıflandırma tahmininde bulunur. Bu tahminden çıkan sonuca göre benzer sınıfa ait olan komşu pikseller gruplandırılır ve girdi görüntüsü ile maskelenerek ilgili sınıflara ait tüm bölgeler bölütlenir.



Şekil 2.7 FCN model mimarisi (Long vd., 2015)

2.2.2. Mask R-CNN

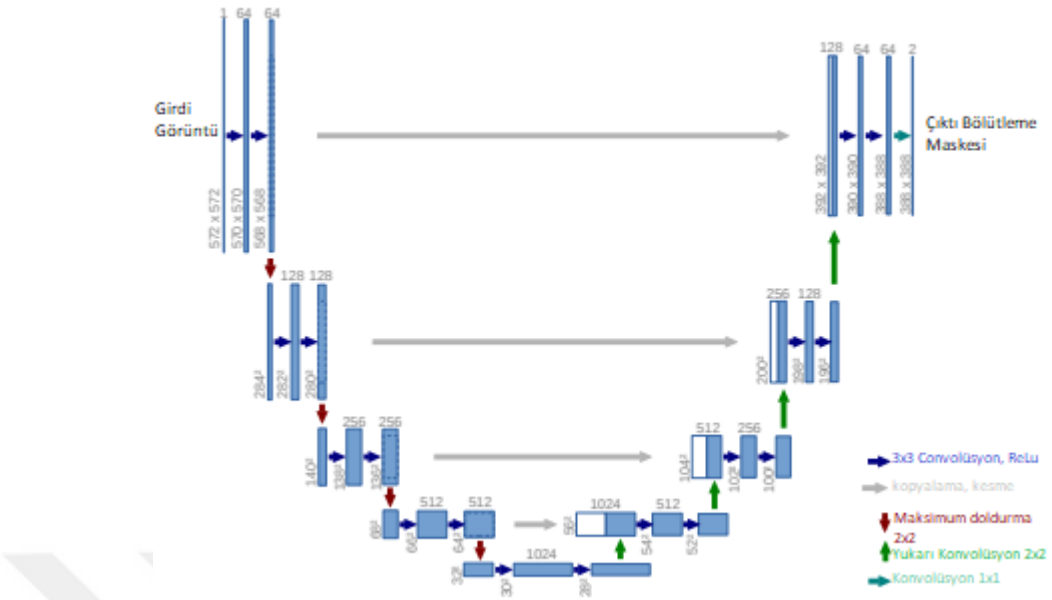
Mask R-CNN (He vd., 2018), nesne sınıflandırma için kullanılan Faster R-CNN mimarisine, tespit edilen sınırlayıcı kutu içinde maske tahmini yapan bir modelin eklenmesiyle oluşturulmuş bir bölütleme mimarisidir (Şekil 2.8). Nesne tespiti yapıldıktan sonra sadece ilgili nesneye ait olan pikselleri sınıflandırarak nesneyi bölütler. Nesnenin bulunabileceği kısmın tahmini için görüntünün özelliklerinin çıkarıldığı kısım olan evrişimli katmanlarda ResNet veya VGG gibi mimariler kullanılır. Bu mimarilerin sonucunda çıkan özellik haritası ise bölge önerici modele (Region Proposal Network - RPN) beslenir. Özellik haritası ve RPN modeli çıktısı örtüştürülerek önerilen bölgeler tanımlanır ve model akışı ilgi alanı ayarı, piksel sınıflandırma ve bölütleme maskesi üretmeyle devam eder. Mask R-CNN mimarisi, ResNeXt-101-FPN kombinasyonlu arka kemik yapısıyla birlikte bölütlemede COCO test veri seti üzerinde %37,1 ortalama kesinlik değerine ulaşmıştır (He vd., 2018).



Şekil 2.8 Mask R-CNN model mimarisi (He vd., 2018)

2.2.3. U-Net

Medikal alanda en sık kullanılan model yapılarından biri olan U-Net modelinde (Ronneberger vd., 2015) FCN modeli geliştirilerek özlü bir bölütleme ağı elde edilmiştir. FCN'de bulunan mimari yerine bir kodlayıcı katman ve bir kod çözücü katman mimarisi kullanmıştır. Aynı zamanda FCN'deki tam bağlı yoğun katman ortadan kaldırıldığından ağdaki parametre sayısı da azaltılmıştır. Modeli özel kılan en belirgin özelliklerden biri kodlayıcı ve kod çözücü arasına özelliklerin kaybolmaması amacıyla eklenen atlama bağlantılarıdır. Bu bağlantılar sayesinde model, farklı düzeylerdeki kodlayıcı katman özelliklerini benzer düzeylerdeki kod çözücü katmanlara aktarabilmektedir. Böylece kodlayıcı tarafındaki bir düzeyde var olan özellikler kod çözücü tarafında kaybolmamakta ve modelin öğrenimi arttırılmaktadır. Sonuçların iyileştirilmesi için kodlayıcı tarafında bulunan evrişimli katman yolu farklı arka kemik mimarileriyle değiştirilebilmektedir. U-Net, Şekil 2.9'da gösterilen model mimarisi ile bölütlemede PhC-U373 veri seti üzerinde %92, DIC-HeLa veri seti üzerinde ise %77,5 IoU değerlerini elde etmiştir (Ronneberger vd., 2015).



Şekil 2.9 U-Net model mimarisi (Ronneberger vd., 2015)

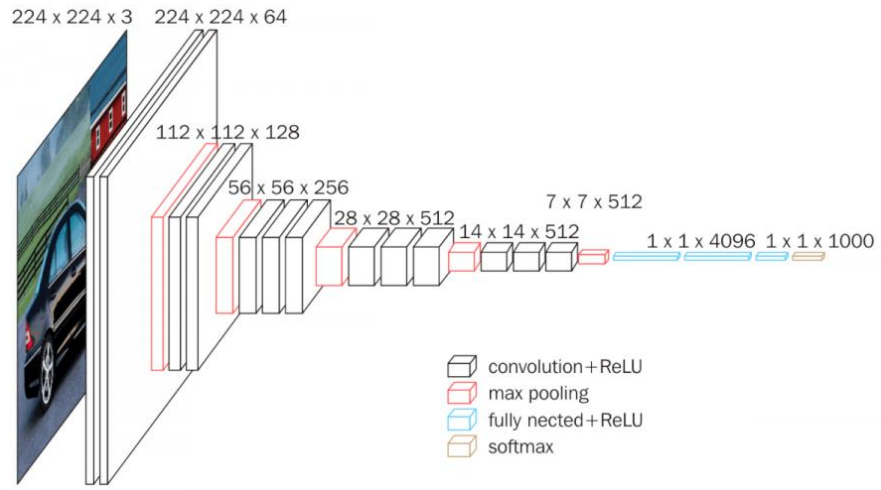
2.3. Arka Kemik Ağları

Kodlayıcı modeller olarak da adlandırılan arka kemik ağları, U-Net gibi bölütleme amaçlı evrişimli sinir ağlarının kodlayıcı yoluna yerleştirilip değişen nitelik ve nicelikte özellikler çıkartmaya imkan sağlamaktadır. Yaygınlıkla kullanılan VGG ve ResNet arka kemik ağlarının mimarileri takip eden alt bölümlerde açıklanmaktadır.

2.3.1. VGG

VGG ağı temelde evrişim katmalarının sayısının arttırılması ve değişen özellik haritası boyutlarıyla derinleştirilmesine bağlı olarak doğruluğun arttırılmasını amaçlayan bir mimariye sahiptir. Mimarinin diğer mimarilerden en belirgin farkı konvolüsyon katmanlarının çoklu olarak kullanılmasıdır. Bununla birlikte içerdiği evrişim katmanlarının ve tam bağlı katmanların sayısının toplamına göre parametre sayısı artmakta ve ağ buna göre VGG8, VGG16 veya VGG19 şeklinde adlandırılmaktadır. Şekil 2.10'da verilen VGG-16 ağı katmanlı mimarisi (Simonyan ve Zisserman, 2015) toplam on altı adet evrişim katmanı ve tam bağlı katmandan oluşmaktadır. Ağın çıkışında bulunan softmax katmanı ile çıktıda istenen sınıf sayısına göre en yüksek

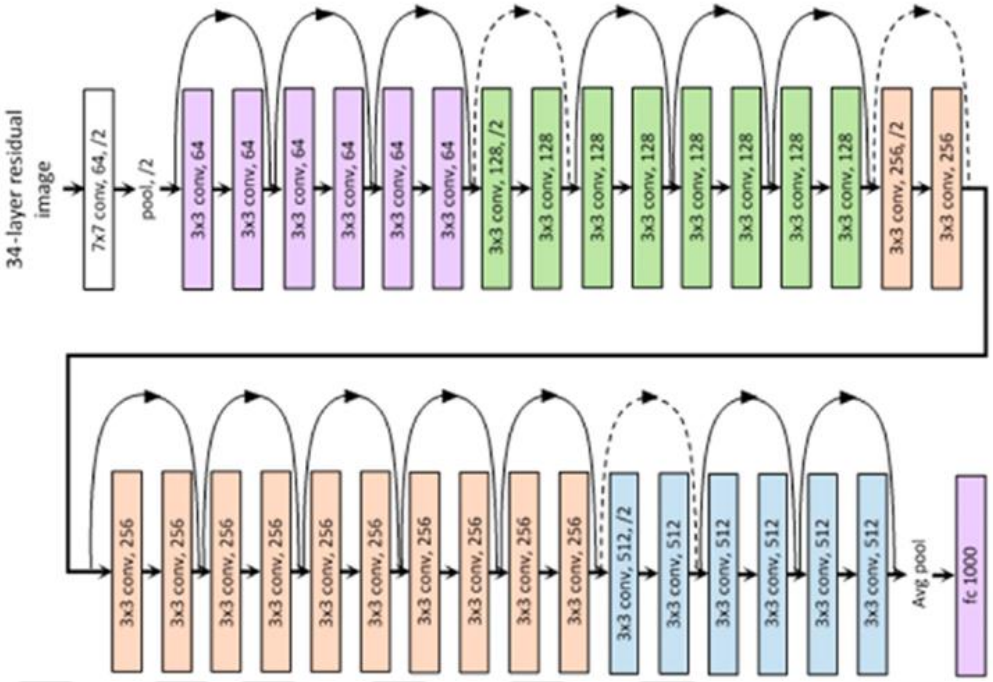
olasılıklı olan sınıf seçilip girdi görüntüler için içerik tahmin işlemi gerçekleştirilmektedir.



Şekil 2.10 VGG16 katmanlı model mimarisi (Simonyan ve Zisserman, 2015)

2.3.2. ResNet

ResNet mimarisini diğer mimarilerden ayıran en önemli tasarım özelliği ağın belirli evrişim katmanlarının çıktılarını bunları takip eden iki katmanın sonuna eklemesidir. Ardından bu eklenmiş olan özellikler ReLu aktivasyon fonksiyonuna beslenir. Böylece gradyan kaybolması sonucu oluşan bilgi kaybının ve sınırlı öğrenmenin önlenmesi amaçlanmaktadır. ResNet modeli de VGG'de olduğu gibi içerdiği toplam katman sayısına göre adlandırılır. Şekil 2.11, otuz dört katmanlı ResNet mimarisini (He vd., 2015) göstermektedir.



Şekil 2.11 ResNet-34 katmanlı mimarisi (He vd., 2015)

2.4. İlgi Blokları

İlgi blokları, verilen girdi üzerinde önemli bölgeleri belirleyip bu bölgelere modelin odaklanmasını sağlayarak daha iyi öğrenme ve yüksek doğruluk almaya yardımcı ağ yapılarıdır. Eğitim süresince doğruluğu az etkileyen kısımların modelin ağırlık güncellemesi üzerindeki etkisi az olduğundan sadece önemli bölgelere dair hata üzerinden ilgili ağırlıkların güncellenmesi amaçlanmaktadır.

İlk olarak bir dilin makine çevirisi için oluşturulan bir ağda kullanılan ilgi blokları, uzun cümlelerin çevirilerinde tüm cümleye odaklanmak yerine sadece önemli olduğu belirlenen kelimelere odaklanıp çeviriyi bu kelimeler bağlamında gerçekleştirmeyi sağlamıştır. Aynı alanda ilgi blokları üzerine yapılan öncü bir araştırmada (Bahdanau vd., 2016) sade bir yinelenen sinir ağı (Recurrent Neural Network - RNN) modeli üzerinden çeviri yapılmıştır. Girdi cümlesinin kodlayıcı, çıktı cümlesinin ise kod çözücü tarafında olduğu bu sistem üzerinde kod çözücü tarafına yumuşak ilgi blokları eklenerek girdi cümlesindeki önemli olan kelimeler aranmış ve bu kelimeler üzerinden çeviri

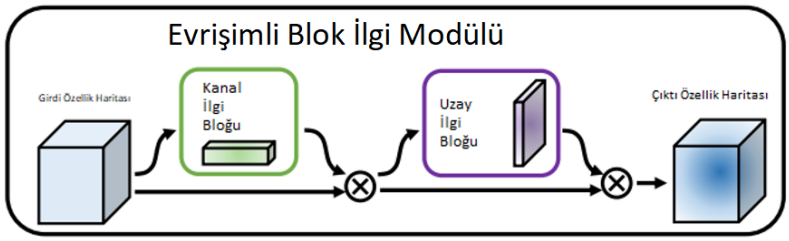
tamamlanmıştır. Model performansı makine çevriminde doğruluğu belirten ölçütlerden olan BLEU ölçütü üzerinden değerlendirilmiştir. Temel RNN modeli ve ilgi bloğu eklenen model arasında yaklaşık olarak 8 BLEU puanı kadarlık bir performans artışı gözlemlenmiştir. Makine çevirisinde modele global ve yerel ilgi blokları ekleyerek yapılan bir diğer karşılaştırma çalışmasında (Luong vd., 2015) BLEU ölçütü ile yapılan analizlerde global ilgi bloğu eklenen modelin, incelenen baz modele göre 5 puan, yerel ilgi bloğu eklenen modele göre 8 puan, iki yapının da birlikte kullanılmasıyla oluşturulan tümleşik modele göre ise 12 puan artış sağladığı görülmüştür.

2.4.1. İlgi bloğu çeşitleri

Makine çevirisi üzerine doğal dil işleme alanında yapılan başarılı çalışmaların ışığında ilgi blokları bilgisayarla görme alanında da kullanılmaya başlanmıştır. Farklı yapılardaki ilgi blokları çeşitli yollarla modellere entegre edilerek görüntülerde tespit edilmesi veya bölütlenmesi hedeflenen bölgelere ait ağırlıkların ne derecede başarılı öğrenilebildiği ve nasıl özelliklerin çıkartıldığı araştırılmıştır. İlgili çalışmalardan birinde (Park vd., 2018) önerilen darboğaz ilgi bloğu modeli, evrişimli darboğaz, sigmoid ve çok katmanlı algılayıcılar içermektedir. Uzaydaki ve kanaldaki ilgi bloklarının sonuna eklenerek çalışan bu modelde girdi olarak verilen özellik haritası ile ilgi bloğunun belirlediği önemli noktalar çarpılarak yeni bir özellik haritası çıkartılır. Piksel bazında yapılan bu çarpma işleminden sonra ortaya çıkan yeni özellik haritasında arka plana ait kısımlardan olabildiğince arındırılmış ve modelin tespit veya bölütleme amacına hizmet edecek olan bölgeler tanımlanmaktadır. COCO veri seti üzerinde yapılan deneylerde ResNet-101 ve darboğaz ilgi bloğu eklenmiş ResNet-101 arasında %50 örtüşme temelli genel ortalama kesinlik (mean average precision- mAP) değeri üzerinden yapılan karşılaştırmada ilgi bloğu eklenen model için test başarımında %2'lik bir artış gözlemlenmiştir.

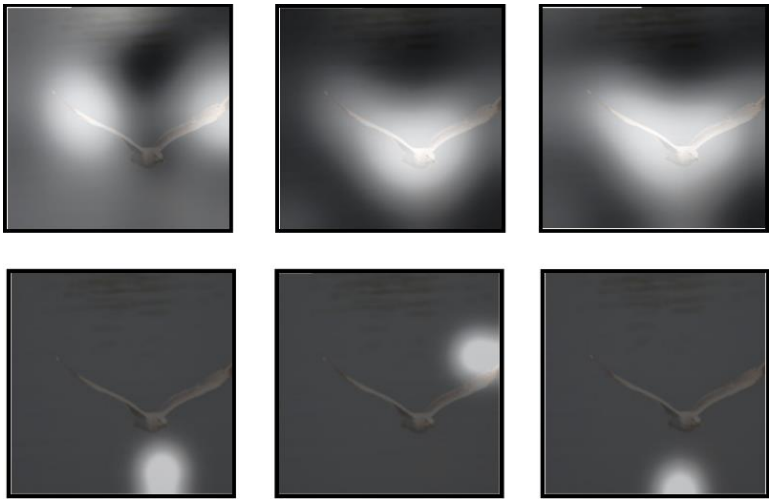
Woo vd. (2018) çalışmalarında uzay ve kanal odaklı ilgi bloklarını birleştirerek yeni bir ilgi bloğu oluşturmuştur. Kırmızı, yeşil, mavi (Red Green Blue - RGB) olmak üzere üç kanal içeren renkli bir görüntü üzerinden örneklendirme yapılacak olursa kanal ilgisi, hangi kanaldaki özelliklerin daha önemli olduğunu belirlemek ve bu kanalın modelin

öğrenmesinde ağırlıklı olmasını sağlamakla görevlidir. Uzay ilgisi ise önemli olan bölgelerin görüntü üzerinde nerede konumlandığını belirleyerek modelin bu bölgelerin öğrenilmesi üzerine odaklanmasını sağlamakla görevlidir. Çalışmada önerilen ilgi bloğu, Şekil 2.12'de gösterildiği gibi kanal ve uzay ilgi bloklarının art arda kullanılması ile oluşturulmuştur (Woo vd., 2018). ResNet50 ile yapılan deneylerde, en iyi test sonucunu alan model hem kanal hem de uzay ilgisini sırasıyla kullananı olmuştur. COCO geçerleme veri seti üzerindeki deneylerde ise ResNet50 modeli ve evrişimli blok ilgi modülü kombinasyonlu ResNet50 modeli ile alınan test sonuçlarında ilgi bloğu eklenen model %50'lik mAP değerinde iki puan artış elde etmiştir.

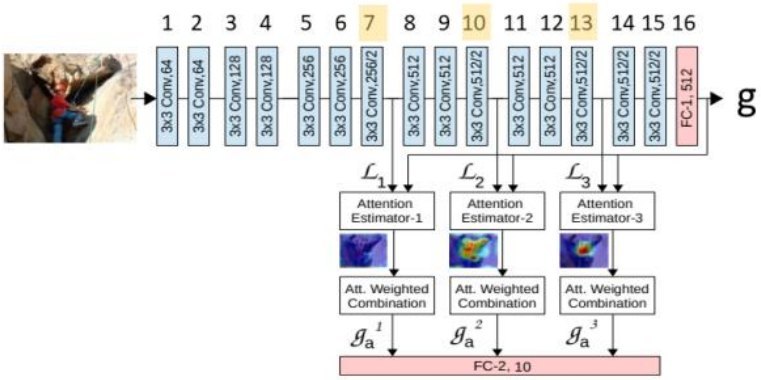


Şekil 2.12 Evrişimli blok ilgi modülü (Woo vd., 2018)

Jetley vd. (2018) yaptıkları araştırmada eğitilebilir esnek ilgi bloklarını önermiştir. Esnek ve katı ilgi blokları görüntüdeki önemli olarak belirlenen bölgeleri öğrenmeye yarayan uzayda ilgi mekanizmaları olsalar da bunu farklı yöntemlerle gerçekleştirirler. Şekil 2.13'de görüldüğü üzere esnek ilgi yöntemi ilgi duyulan alan dışındaki pikselleri bulanıklaştırırken katı ilgi ise direkt olarak bir alanı işaretler (Xu vd., 2016). Jetley vd. (2018) esnek ilgi blokları üzerinden VGG sınıflandırma modelinde bazı değişiklikler yaparak yedinci, onuncu ve on üçüncü katmanlardan sonra toplamda üç tane olmak üzere ilgi tahmin blokları eklemiştir. Ek olarak temel VGG modeli en sonda tam bağlantılı katman ile girdinin tahminini gerçekleştirir fakat Şekil 2.14'te de gösterildiği gibi önerilen modelde tam bağlantılı katman çıktısı ilgi tahmin bloklarına beslenmekte ve tahmin çıktısı ilgi bloklarından alınmaktadır.

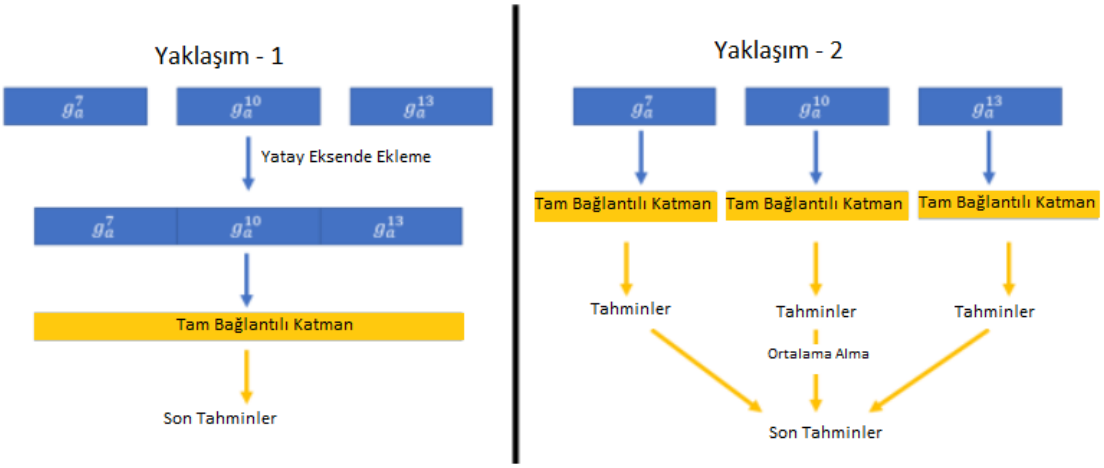


Şekil 2.13 Esnek (üstte) ve katı (altta) ilgi blokları çıktısı karşılaştırması (Xu vd., 2016)



Şekil 2.14 Esnek ilgi blokları eklenmiş VGG modelinin mimarisi (Jetley vd., 2018)

Tam bağlantılı katmana gelen üç ayrı tahmin çıktısı üzerinde yatay eksende birleştirme ve bu üç ayrı çıktıyı ayrı ayrı hesaplayıp ortalamasını alma şeklinde denenen iki ayrı yaklaşımın çalışma mantığı Şekil 2.15'te gösterilmiştir. Bununla birlikte bir, iki ve üç ilgi tahmin bloğu bulundurmalarına göre oluşturulan modeller ilgi-1, ilgi-2 ve ilgi-3 olarak isimlendirilmişlerdir. CIFAR-100 veri seti (Krizhevsky, 2009) üzerinde test edilen modellerden yedinci, onuncu ve on üçüncü katmanda ilgi tahmin bloğu bulunduran ve yatay eksende birleştirme yöntemini kullanan model en başarılı olmuştur (Jetley vd., 2018).



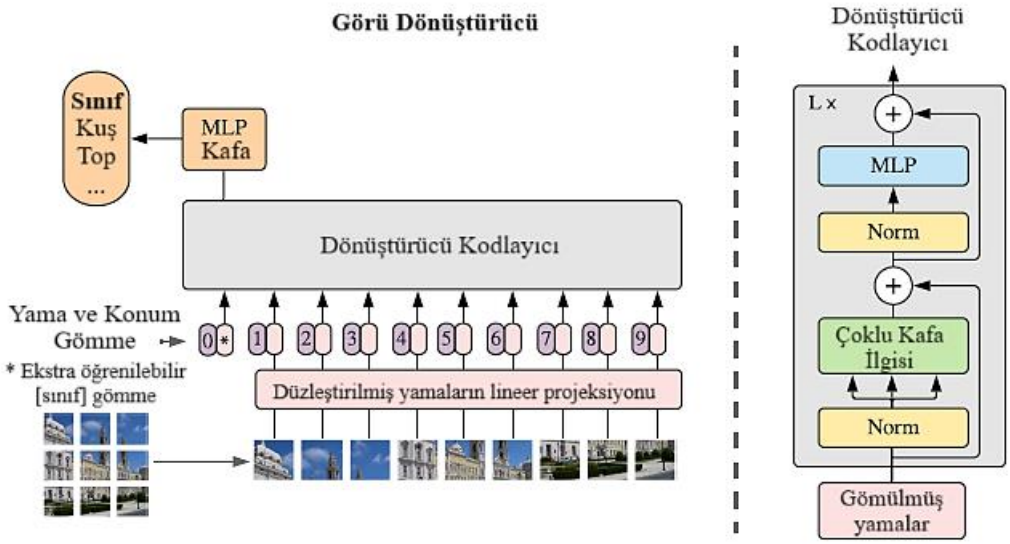
Şekil 2.15 İlgi tahmin bloğu çıktılarını tam bağlantılı katman ile birleştirme yaklaşımları (Jetley vd., 2018)

2.4.2. Dönüştürücüler

Vaswani vd. (2017) ise yaptıkları araştırmada dönüştürücülerin (transformers) mekaniğini ortaya atmıştır. Aynı zamanda çok kafalı ilgi (multi-head attention) bloğunun kullanımı önerilip anahtar, değer ve sorgu gibi yeni kavramlar tanımlanmıştır. İlgi blokları, normalleştiriciler ve kodlayıcılar gibi işlevlerin bir arada bulunduğu dönüştürücü yapısıyla geliştirilen model WMT 2014 İngilizce ve Fransızca arasında çeviri veri seti üzerinde 41 BLEU puanı elde etmiştir.

Dönüştürücülerin görüntüler için kullanımı ise Dosovitskiy vd. (2021) tarafından önerilmiş ve alanda yaygın bir kabul görmüştür. Şekil 2.16'da görüldüğü gibi görüntüler 16x16'lık görüntü yamalarına ayrıştırılıp öz ilgi mekanizmalarını içeren dönüştürücü kodlayıcı modele verilir. Dönüştürücüler bir boyutlu verileri girdi olarak kabul ettiğinden iki boyutlu görüntü yamaları düzleştirilip lineer projeksiyonlarının alındığı bir katmandan geçerek gömülmektedir. Model içinde görüntü yamaları için bir sıra numarası belirlenir ki bu numaralamanın amacı gelen görüntü yamasının ait olduğu sıraya göre tekrardan oluşturulabilmesidir. Düşük vektörel gösterimlere sahip gömülmüş görüntü yamaları sıra numaralarıyla birlikte dönüştürücüye verilir. olan

gömülü değerleri çıkarılan bu görüntüler, dönüştürücüye verilir. Dönüştürücü kodlayıcı mekanizmasından geçen özellikler çok katmanlı bir algılayıcı kafası ile işlenerek mevcut sınıflar için bir tahmin çıktısı elde edilir.



Şekil 2.16 Girdi görüntüsünün yamalar üzerinden dönüştürücü kodlayıcı modele aktarımı (Dosovitskiy vd., 2021)

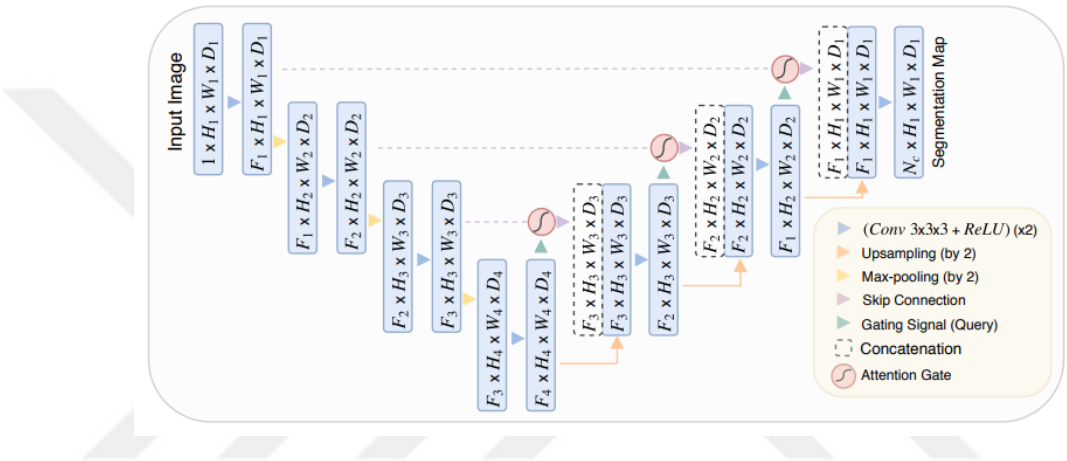
2.5. İlgi Bloklu U-Net Bölütleme Modelleri

İlgi bloklarının önceki bölümlerde değerlendirilen literatür çalışmalarında olduğu gibi görüntülerde sınıflandırma probleminin çözümü için kullanılmasına ek olarak bölütleme probleminin çözümü amacıyla da modele eklenmesi mümkündür. Takip eden alt bölümlerde U-Net bölütleme modelinin ilgi bloklarının dahliyle nasıl değiştirilmiş olduğu incelenmekte ve neticede elde edilmiş olan ilgi bloklu U-Net bölütleme modelleriyle elde edilen başarılara değinilmektedir.

2.5.1. İlgi U-Net

İlgi U-Net modeli (Oktay vd., 2018) kodlayıcı ve kod çözücüden oluşan U-Net modelinin ara bağlantılarının çıkışlarına ilgi kapıları eklenerek oluşturulmuştur. U-Net

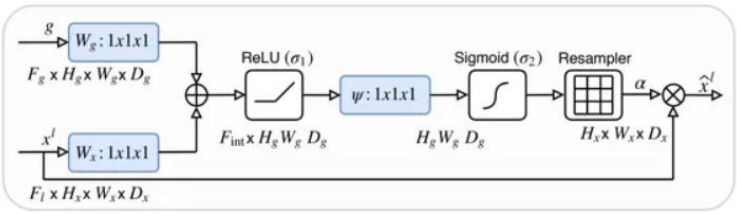
modeli ara bağlantıları ile kod çözücü kısmında görüntünün değişen düzeylerdeki özelliklerini kodlayıcıdan alarak görüntü özelliklerinin kaybolmamasını sağlar. Bu ara bağlantılar ile görüntüdeki ilgilenilen bölgelerin yanında ilgilenilmeyen kısımlar da kod çözücüye aktarılır. İlgi U-Net modelinde yer alan ilgi kapıları ise sadece ilgilenilen alanların bulunduğu kısımları aktararak gereksiz kısımların çıkarılmasını, böylece görüntünün yeniden oluşturulduğu işlemler bütünü olan kod çözücünün daha iyi öğrenmesini sağlar. İlgi U-Net mimarisinde ilgi kapılarının ara bağlantılar ve kod çözücü tarafından aktarılan özelliklerle ilişkisine Şekil 2.17'de yer verilmektedir.



Şekil 2.17 İlgi U-Net mimarisi (Oktay vd., 2018)

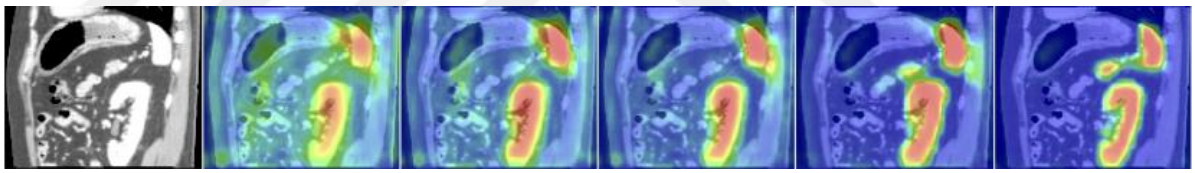
İlgi U-Net mimarisine eklenen ilgi kapısının tasarımı Şekil 2.18'de gösterilmektedir. Giriş kapıları iki adet girdi alır, bunlar ara bağlantı ile gelen *x* tensörü ve kod çözücünün bir alt katmanından gelen *g* kapı sinyalidir. *x* tensörü ara bağlantı tarafından geldiği için özellikler açısından, *g* sinyali ise kod çözücünün alt katmanından geldiği için uzaya dair bilgi açısından zengindir. Bu iki girdi birbirlerine eleman özelinde eklenerek ReLU aktivasyon fonksiyonuna beslenir. Böylece sıfırdan küçük değerler sıfır olurken büyük değerler ise kendi değerinde kalmaya devam eder. Daha sonra özellik boyutu indirgenip sigmoid aktivasyon fonksiyonuna beslenen bu tensörün değerleri sıfır ila bir arasına indirgenmiş olur ve tensör ilgi katsayısı olarak çıkarılır. *x* tensörü ile özellik boyutu haricinde aynı boyuta getirilen bu ağırlıklar *x* ile çarpılarak ara bağlantı işlemi tamamlanır. Bu çarpımda ilgi katsayılarında bire yakın olan değerler görüntü üzerinde

ilgi duyulan bölgelere işaret ettiğinden modelin bu bölgelere dikkat çekmesi sağlanır.



Şekil 2.18 İlgi kapısı tasarımı (Oktay vd., 2018)

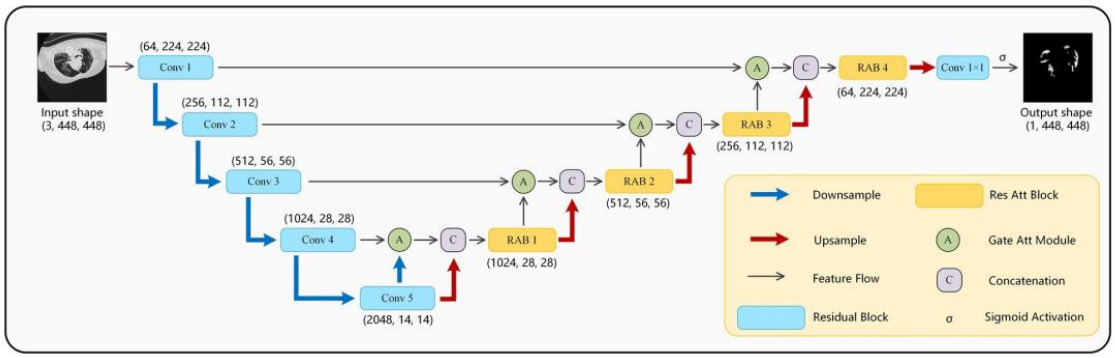
Bahsedilen ilgi bloğu katsayılarının etkilerini daha iyi analiz etmek adına, gerçekleştirilen eğitim süresince ilgi katsayılarının bir görüntü üzerinde Şekil 2.19'daki gibi görsellenmesi sağlanmıştır. Buna göre model başlangıçta ilgi bölgelerinin uzaydaki konumları ile ilgili net bir fikre sahip değilken öğrenme arttıkça bunların konumlarına yoğunlaşmaktadır. TCIA pankreas veri seti üzerinde parametre aktarımı olmaksınız sıfırdan başlatılan eğitimler üzerinden oluşturulan modeller test edilmiş ve U-Net 0,815, ilgi U-Net ise 0,821 Dice skoru elde etmiştir.



Şekil 2.19 İlgi katsayılarının görüntü üzerindeki etkileri (Oktay vd., 2018)

2.5.2. D2A U-Net

D2A U-Net modelinin mimarisinde (Zhao vd., 2021) Şekil 2.20'de sunulduğu üzere kapı ilgi modülü ve artık ilgi bloğu olmak üzere iki çeşit ilgi bloğu bulunmaktadır. Model, ara bağlantıların çıkışlarında bulunan kapı ilgi modüllerinden sonra eklenen artık ilgi blokları ile oluşturulmuştur.



Şekil 2.20 D2A U-Net model mimarisi (Zhao vd., 2021)

Kapı ilgi modülü, ilgi U-Net makalesinde önerilen modülün değiştirilmiş halini içermektedir. Kapı modülünün ucuna bağlanan artık ilgi bloğu içinde konvolüsyon, genişleyen konvolüsyon katmanları ve otokodlayıcı ilgi modülü bulunmaktadır. Burada kullanımı tercih edilen genişleyen konvolüsyonda daha geniş alanda işlem yapabilmek için işlem yapılan tensörün içine 0 değerleri eklenir (Yu vd., 2016). Bu işlemle özellik kaybını en aza indirmek hedeflenir. Konvolüsyon işlemlerinin ardından çalıştırılan uzayda ilgi bloğu çıktısı ve benzer işlemlerle bir alt düzeyden elde edilen tensör çıktısı bir üst katmandaki birleştirme işlemi için girdi olacak şekilde aktarılır. D2A U-Net modeli (Zhao vd., 2021) akciğer görüntüleri üzerinde Covid-19 hasarının tespiti amacıyla çalıştırılmıştır.Yürütülen deneylerde aynı veri seti üzerinde hasarlı bölge bölütlemede, D2A U-Net modeli 0,70 Dice skoru elde ederek 0,63 Dice skoru elde eden U-Net modelinden daha iyi bir performans göstermiştir.

2.6. Akciğer Görüntülerinde Enfeksiyonlu Bölge Bölütleme

Medikal görüntüler üzerinde bölütleme problemi özelinde literatürde akciğer BT görüntülerinde enfeksiyonlu bölge bölütlemesine yoğunlaşan çalışmalar yer almaktadır. Bunlardan Modzelewski vd.'nin (2020) çalışması evrişimli sinir ağı bazlı yeni bir çoklu öğrenme modelinin mimarisini geliştirme üzerine olmuştur. Bu model sınıflandırma, görüntü bölütleme ve görüntünün yeniden oluşturulması olmak üzere üç farklı sonuç katmanı içermektedir. Kodlayıcı ve kod çözücü kısımları U-Net modeli ile aynı olup, sınıflandırma için kodlayıcı katmanına tam bağlantı katmanı eklenmiştir. Görüntünün

yeniden oluşturulduğu ve bölütlemenin yapıldığı alanlara ise U-Net kod çözücüsü eklenmiştir. Eğitim için 844, geçerleme için 100 ve test için 100 BT kesiti kullanılmıştır. Model, son katmanında sınıflandırma katmanı da içerdiği için eğitimde kullanılan veri seti enfente ve enfekte olmayan görüntüler içerecek şekilde hazırlanmıştır. Eğitimde bulunan 844 görüntüden 495 görüntü enfekte değil, 349 görüntü ise enfekte etiketine sahip olmakla beraber geçerleme ve test veri setleri için bu sayı 50-50 olarak ayrılmaktadır. İlgili veri seti üzerinde 256×256 boyutlu görüntüler ile eğitilen U-Net modeli, test veri seti üzerinde (Medical Segmentation, 2023) 0.69, önerilen model ise 0.78 Dice skoru ve %86 sınıflandırma doğruluğu elde etmiştir.

Yin vd.'nin (2020) araştırmasında ise SD-UNet isimli bir mimari geliştirilmiştir. SD-UNet modelinin diğer modellerden farkı her bir konvolüsyon katmanından sonra bir ilgi bloğu eklenmesi ve kodlayıcı ile kod-çözücü arasına bir yoğun katman eklenmesi olmuştur. Çalışmada önerilen SD-UNet modeli dışında U-Net ve ilgi U-Net modelleri ile de bir karşılaştırma yapılmıştır. Bu tez kapsamında yapılan çalışmada da kullanılan veri seti (Ma vd., 2020) %70 eğitim, %10 geçerleme ve %20 test olmak üzere ayrılmıştır. Veri seti üzerinde en fazla 200 devirde yapılan eğitimlerde akciğer bölütlemesinde U-Net modeli 0,856 Dice ölçütü değeri göstermiştir. Enfeksiyon bölütlemesinde ise U-Net modeli 0,56, ilgi U-Net modeli ise 0,57 Dice ölçütü değeri göstermiştir. Çalışmada önerilen mimari olan SD-Unet ise enfeksiyon bölütlemesi için 0,59, akciğer bölütlemesi için ise 0,86 Dice skoru elde etmiştir.

Uzayda ve kanalda ilgi bloklarının ağırlıklandırılmasına dayanan ve temelde U-Net mimarisini barındıran bir başka çalışmada (Zhou vd., 2020) yine bu tezdeki çalışmada kullanılan veri seti (Ma vd., 2020) %80 eğitim ve %20 test olarak ayrılmıştır. Bununla birlikte eğitim için 512×512 boyutuna getirilen görüntülerde toplamda 473 adet BT kesiti eğitim için kullanılmıştır. Önerilen model, test veri seti üzerinde odak Twersky kayıp fonksiyonunun kullanıldığı eğitimlerde 0,83, Dice kayıp fonksiyonunun kullanıldığı eğitimlerde ise 0.81 Dice ölçütü değeri elde etmiştir.

Son olarak Saha vd. (2023) ADU-Net olarak isimlendirilen bir bölütleme mimarisi geliştirmiştir. Bu model içinde ilgi blokları barındırmakta ve bu ilgi bloklarını ilgi U-

Net modelindeki gibi ara bağlantı katmanlarının ucuna bağlamaktadır. Aynı zamanda modelin kodlayıcı tarafında bulunan dörtlü konvolüsyonların üçüncü adımından sonra bir yoğun katman eklenmektedir. İlaveten kod çözücü kısmında her bir katman sonucu, kodlayıcıdan gelen sonuç ile ilgi bloğuna beslenmektedir. Deneyler için 100 BT kesiti barındıran ilk veri seti (COVID-19 Chest CT dataset, 2020) ve bu veri seti üzerinden sentetik olarak üretilen 200 görüntü ayrı ayrı ve birlikte kullanılmıştır. Eğitim için %57, geçerleme için %16 ve test için %27 oranında verinin ayrıldığı deneylerde elde edilen ADU-Net model çıktıları, sentetik verinin bulunduğu eğitimlerden üretilen model ile %86, bulunmadığı eğitimlerden üretilen model ile ise %82 Dice skoru elde etmiştir.

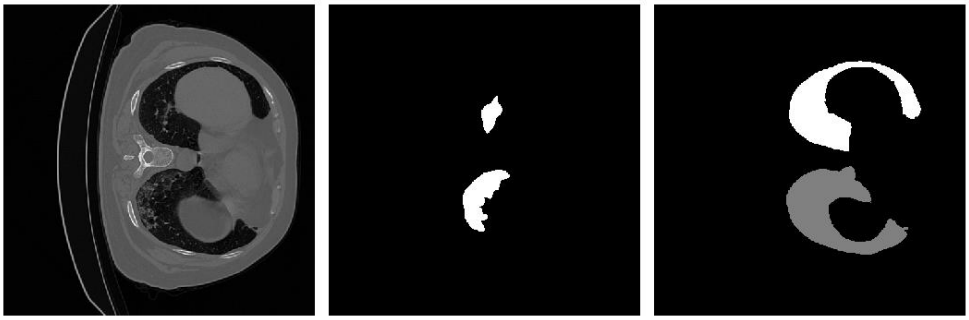
3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu bölümde seçilen bazı evrişimli sinir ağı modellerinin çalıştırılması, eğitilmesi ve değerlendirilmesi için analiz edilen veri seti, kullanılan donanım alt yapısı, yapılan ön işlemler, yararlanılan kütüphane ve metotlar, belirlenen parametreler ve hesaplanan ölçütler detaylı olarak paylaşılmaktadır. Literatürde incelenen yöntemler ve modeller arasından günümüzde hala medikal alan dahil birçok farklı alanda kullanılan ve başarılı sonuçlar veren U-Net ile ilgi kapısı bloğu uygulaması ile yapılan testlerde U-Net modelinin başarısını arttırmayı sağlayan ilgi U-Net akciğer BT görüntüleri üzerinde kullanılmak üzere seçilmiştir.

3.1. Veri Seti

Kullanılan veri seti halka açık olan COVID-19 BT akciğer ve enfeksiyon bölütleme veri seti (Ma vd., 2020) olup içinde 20 adet BT dosyası bulunmaktadır. Nifti formatında bulunan bu veri setinde her bir nifti dosyasının içinde birbirinden farklı sayılarda aksiyal kesitler bulunmaktadır. 512x512 boyutunda bulunan bu kesitlerde pikseller Hounsfield Skalası ile gösterilmektedir. Gri skalada bulunan BT görüntülerindeki piksel değerleri genellikle -1000 ile 1500 aralığında değişmektedir. Bu değerler, X ışınlarının içinden geçtiği dokunun yoğunluğuna göre karşıya ulaşma miktarı ile orantılı olarak değişmektedir. Örneğin -1000 değeri hava dokusunu temsil ederken 1000 değeri kemik dokularını temsil etmektedir (DenOtter vd., 2023).

Veri setindeki ilk hacimden alınan BT görüntüsü, akciğer ve enfeksiyon maskesi çıktıları Şekil 3.1'de örnek olarak gösterilmiştir. Bu görüntülerde BT görüntüsünün ham halinde minimum piksel değeri -1021, maksimum değer ise 1600'dür. Akciğer maskesi için 0, 1 ve 2 olan piksel değerleri enfeksiyon maskesinde ise 0 ve 1 değerlerini almaktadır. Akciğerde iki farklı lobun etiketleri farklı atandığı için modele gönderilmeden önce bu değerler 0 ve 1 olarak ayarlanmıştır. BT görüntülerinin değerleri ise modele verilmeden önce modelin öğreniminin ve doğruluğun artması için farklı piksel aralıklarına alınmıştır. Bu aralıklar 0-1, 0-255, -255-+255 ve direkt olarak aralığa atama yapılmaması, Hounsfield değerli olarak kalması durumudur.



Şekil 3.1 BT, enfeksiyon ve akciğer maske görüntüleri

Veri setindeki kesitler 3 boyutlu bir dizi haline dönüştürüldükten sonra içinde herhangi bir enfeksiyon maskesi bulundurmayan BT görüntüleri silinmiş ve böylece deneylerin gerçekleştirileceği cihaz üzerinde gereksiz hafıza atanmasına engel olunmuştur. Toplam olarak iki bin yüz on iki kesit bulunduran veri seti üzerinde enfeksiyon maskesi bulundurmayan kesitler çıkarıldığında elde edilen veri büyüklüğü bin iki yüz kırk üç olmuştur.

3.2. Kütüphaneler

Deneylerde verinin okunmasından tahminlerin yapıldığı işlem sırasına kadar kullanılan kütüphaneler bu kısımda verilecektir. Python dili üzerinde yapılan bu geliştirmelerde kullanılan kütüphanelerin seçimlerinde verimlilik ve topluluk destekleri göz önünde bulundurulmuştur.

3.2.1. PyTorch

Bölütleme ve sınıflandırma amaçlı tasarlanan derin sinir ağı modellerinin uygulanması için PyTorch kütüphanesi tercih edilmiştir. Python programlama dilinin yazım şekline benzer olması, topluluk desteği, NumPy kütüphanesi ile uyumlu çalışabilmesi tercih sebeplerinden bazılarıdır. Geniş bir kullanım kitlesine sahip olan bu kütüphane açık kaynak kodlu olup kütüphanenin kaynak kodlarının çoğu etkinliği arttırması için C++ dili ile yazılmıştır. Böylece Python dilinin programlama kolaylığı ile birlikte C++ dilinin performansı derin sinir ağlarını eğitim ve test için kullanılabilmektedir (Raison vd., 2019).

Veri akışının yönetimi için özelleşmiş sınıf yapıları kullanan PyTorch, eğitim sırasında işlediği verileri bu sınıflar üzerinden almaktadır. Örneğin veri seti (*Dataset)* sınıfı verinin okunması ve ön işleme adımlarının gerçekleştirilmesi gibi tekli veriyi yönetmeye, veri yükleyici (*Dataloader*) sınıfı ise girdi olarak *Dataset* sınıfını alıp toplu veriyi yönetmeye odaklanmaktadır.

3.2.2. Nibabel

Veri setinde bulunan nifti uzantılı dosyaları okoumak için kullanılan kütüphanedir. (Brett, M., Markiewicz, C.J vd., 2023) Okunan nifti dosyalarındaki kesitler PyTorch kütüphanesinin veri seti (dataset) ve veri yükleyici (dataloader) sınıfına verilerek model eğitimi için bir yineleyici (iterator) oluşturulmuştur.

3.2.3. Monai

Monai medikal alana yönelik olarak hazırlanmış bir kütüphane olup içerisinde çeşitli model uygulamaları, kayıp fonksiyonları, karşılaştırma metrikleri ve eğitim ile testler için özel olarak hazırlanmış alt yapılar barındırır. Bu kütüphaneden U-Net ve ilgi U-Net modellerinin Dice, IoU, ASD ve ASSD gibi metriklerle birlikte Dice metriği temelli bazı kayıp fonksiyonları (Cardoso, 2022) ile eğitilmesi süreçlerinde yararlanılmıştır. Kullanılan modellerin uygulamaları da PyTorch kütüphanesine bağlı olarak gerçekleştirilmiştir.

3.2.4. OpenCV

OpenCV çeşitli programlama dilleriyle uyumlu açık kaynak kodlu bir görüntü işleme kütüphanesidir. Çalışmada ön işlem aşamasında görüntülerin netliğini arttırmada bu kütüphane yardımcı olmuştur.

3.2.5. Albumentations

Bu kütüphanede diziler üzerinde sınıflandırma, tespit ve bölütleme işlemleri için özelleşmiş çeşitli fonksiyonlar bulunmaktadır. Çalışmada görüntülerin çeşitliliğini arttırmak amacıyla bu kütüphaneden yararlanılmıştır.

3.3. Donanım

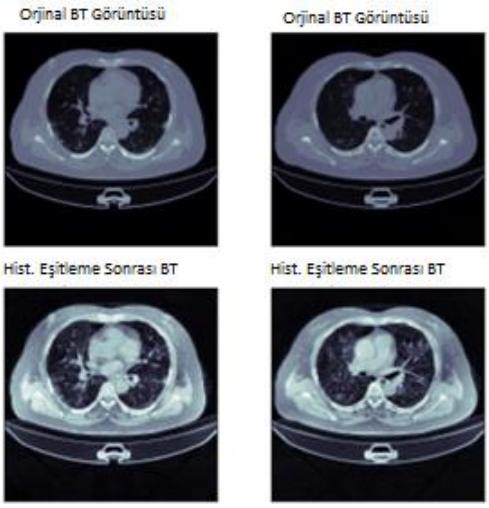
Eğitimlerde 16 GB GPU hafızaya sahip P100 ekran kartı ve 16 GB RAM içeren Collab uzak sunucu sistemi üzerinde deneyler gerçekleştirilmiştir. Sunulan bu kaynaklar yüksek yığın boyutu ile birlikte medikal görüntülerin hafızaya alınması ve modellerin eğitimi için yeterli olmuştur.

3.4. Bölütleme Modelleri

İlk aşamada U-Net ve ilgi U-Net modelleri BT görüntülerindeki akciğer bölgesinin ve enfeksiyonlu bölgenin bölütlenebilmesi amacıyla eğitilmiştir. Model mimarisi, model parametreleri ve kayıp fonksiyonları değiştirilerek U-Net modeli ile ilgi U-Net modeli performansları karşılaştırılmıştır.

3.4.1. Ön işlem

Veri setine ilk uygulanacak ön işlemlerden biri histogram eşitlemedir. Bu işlem, piksel değerlerini hedeflenen piksel aralığına dağıtarak görüntüdeki ayrıntıların ortaya çıkarılmasını sağlar. Böylece model tarafından ayırt edici özelliklerin öğrenilmesi kolaylaşmaktadır. Histogram eşitleme için kontrast sınırlı uyarlanır histogram eşitleme (contrast limited adaptive histogram equalization - CLAHE) algoritması kullanılmıştır. Bu algoritmada girdi olarak verilen görüntü üzerinden küçük kesitler alınır ve bu kesitler üzerinde histogram eşitleme işlemi yapılır (OpenCV Docs, 2023). Böylece veri kaybının en aza indirilmesi amaçlanır. Veri seti üzerinde CLAHE uygulamadan önceki ve uyguladıktan sonraki görüntülere bazı örnekler Şekil 3.2'te gösterilmiştir.



Şekil 3.2 İki BT görüntüsünün histogram eşitleme öncesi ve sonrası görünümü

CLAHE fonksiyonu girdi olarak verilen görüntü üzerinde histogram eşitleme yaptıktan sonra uint8 formatında bir çıktı sunmaktadır. Float64 veri tipinde piksel içeren BT kesitleri üzerinde, Hounsfield skalasının değiştirilmediği eğitimlerde özellik kaybının önüne geçilmesi adına CLAHE fonksiyonu kullanılmamıştır.

Eğitim sırasında yüksek özellik içermesinden dolayı BT kesitleri RAM şişmesine yol açabilmektedir. Bunun önüne geçilmesi amacıyla 512x512 boyutunda bulunan kesitler 256x256 boyutuna düşürülmüş ve eğitimler bu şekilde yapılmıştır. 512x512 boyutunda denenen eğitimlerde ise RAM şişmesi durumu gözlemlenmiş ve eğitim gerçekleştirilememiştir.

3.4.2. Model eğitimi

Monai kütüphanesinde bulunan U-Net ve ilgi U-Net uygulamaları elde edilen veri setindeki görüntüler ile eğitilmiştir.

Model uygulamalarında konvolüsyon işlemi için bir konvolüsyon bloğu (ConvBlock) sınıfı tanımlanmıştır ve bu sınıf girdi kanal ve çıktı kanal sayısı olmak üzere iki parametre almaktadır. Böylece konvolüsyon işleminde kullanılacak olan filtre boyutu ve sayısı belirlenmektedir. Bu sınıfta ileri besleme kısmında ikişer adet iki boyutlu

konvolüsyon, yığın normalizasyonu (batch normalization) ve ReLu aktivasyon blokları bulunmaktadır. Uzayda 3x3 boyutundaki filtreler ile tek adımlı kaydırma yaparak ve görüntünün her bir kenarına 1 adet dolgu pikseli ekleyerek uygulanır. Hem kodlayıcı hem de kod çözücü yakasında aynı sınıftan yararlanılır.

Kodlayıcı yakasında konvolüsyon bloğunu takiben 2x2 boyutlu filtrelerle çalışan en büyük havuzlama bloğu çağrılır. Kod çözme yakasında ise tam tersine konvolüsyon bloğu öncesinde 2x2 boyutlu filtrelerle yukarı örneklendirme bloğu çağrılır. En büyük havuzlama bloğu tensör boyutlarını yarıya indirirken, yukarı örneklendirme bloğu iki katına çıkartır.

İlgi bloğu için ayrıca oluşturulan sınıfta ise ilk olarak Şekil 2.18'de gösterildiği üzere ilgi bloklarına beslenen x ve g girdilerinin ilgili konvolüsyon işlemlerine tabi tutulduktan sonra toplam değerlerinin ReLu aktivasyonu çıktısı alınır. Ardından ψ fonksiyonuna aktarılarak kanal sayısı bire düşürülen çıktı sigmoid fonksiyonuna verilerek tensör değerleri [0-1] arasına dönüştürülür. Son olarak neticede elde edilen tensör yeniden örneklenip girdi x değeri ile çarpılarak ilgi bloğu çıktısı oluşturulur. Örneğin x girdi sinyalinin boyutu 128x128x128, g kapı sinyalinin boyutunun ise 64x64x64 olduğu durumda ψ fonksiyonu ile kanal sayısı bire düşürülen çıktı 64x64x1 boyutlu olacaktır. Bu çıktı sigmoid fonksiyonu kullanıldıktan sonra yeniden örneklenerek 128x128x1 boyutuna getirilir ve ilgili işlemlere devam edilir.

Eğitimde kullanılan kayıp fonksiyonlarından biri ve en iyi sonuç alınan kayıp fonksiyonu Twersky (Salehi, S, 2017) olmuştur. Görüntü bölütlemede kullanılan bu kayıp fonksiyonu yanlış pozitif oranı ve yanlış negatif oranları arasında ağırlıklandırma yapmaya olanak sağlamayan bu kayıp fonksiyonu (3.1)'deki gibi tanımlanmaktadır.

$$Twersky = \frac{Doğru\ Pozitif}{Doğru\ Pozitif + (\alpha\ x\ Yanlış\ Pozitif) + (\beta\ x\ Yanlış\ Negatif)} \tag{3.1}$$

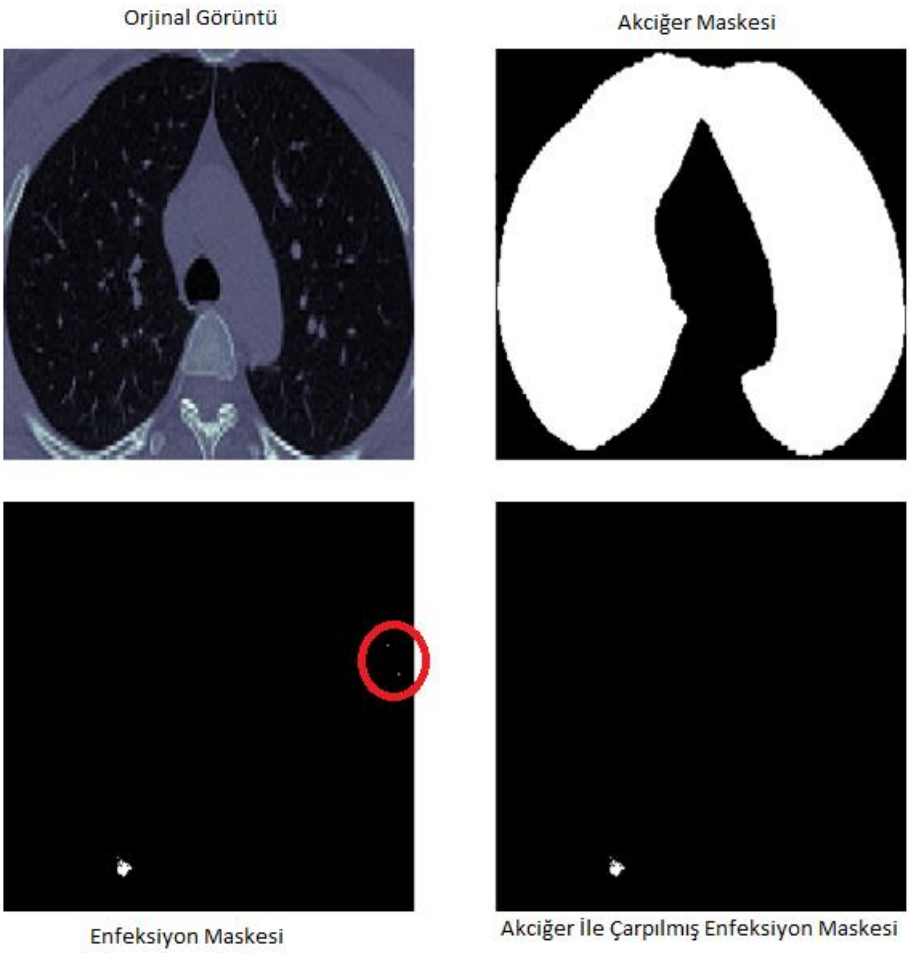
Yanlış pozitif oran üzerinde ağırlıklandırma yapan β ve yanlış negatif değer üzerinde ağırlıklandırma yapan α değerleri, yapılan çalışmalarda 1 olarak seçilmiştir.

Kullanılan bir diğer kayıp fonksiyonu olan Dice (Milletari; 2016) kayıp fonksiyonu ise sonraki kısımlarda çalışma yöntemi anlatılan Dice katsayısını baz alarak hesaplama yapmaktadır ve kayıp fonksiyonunu $Dice\ Kayıp\ Fonksiyonu = 1 - Dice\ Metriği$ şeklinde hesaplamaktadır. Dice metriğinin hesaplanma yöntemine alt bölüm 3.4.4'te değinilmektedir.

3.4.3. Son işlem

Test veri seti üzerinde model tarafından yapılan tahminlerin sonuçları üzerinde, akciğer dışında bir tahmin bulunma ihtimaline karşı bu bölgeleri elemek için aynı görüntü üzerinde akciğer tahmin modelinden elde edilen sonuç ile enfeksiyon model tahminleri akciğer üzerinde enfeksiyonlu alan yüzdesi bulma hem de bölütleme bazlı sınıflandırma için kullanılmıştır.

Sınıflandırma ve enfeksiyon yüzdesi hesaplama yaklaşımlarında akciğer ve enfeksiyon kısımları ayrı iki model ile bulunmaktadır. Bu maskeler üzerinde akciğerin dışında kalan bir gürültü tahmin alanı bulunması ihtimaline karşılık akciğer ve enfeksiyon maskeleri çarpılarak akciğer tahmin maskesinin dışında kalan enfeksiyon alanı var ise bu kısım filtrelenmektedir. Şekil 3.3 üzerinde sınıflandırma için ayrılan test veri setinde bulunan bir BT görüntüsü, akciğer ve enfeksiyon maskeleri üzerinden çarpım işleminin sonuçları gösterilmiştir. Bununla birlikte sınıflandırma için hata sayılabilecek kırmızı çember içindeki görüntülerin çarpım işlemi ile kaybolduğu göze çarpmaktadır.

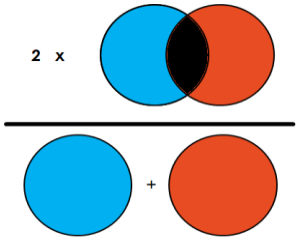


Şekil 3.3 Maske çarpım işleminin etkisi

3.4.4. Bölütleme performansı analizi

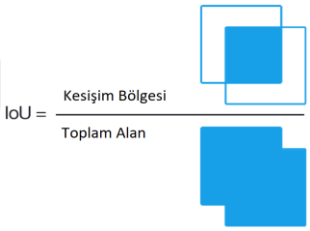
Eğitilen modelin başarısını ölçmek için eğitim veri setinde bulunmayan test görüntüleri üzerinde modelin performans analizi yapılır. Bölütleme probleminde performansı analizi için kullanılan en yaygın ölçütler Dice ve kesişimin birleşime oranı (intersection over union –IoU) ölçütleridir. Bu çalışmada gerçekleştirilen eğitimler sonucunda da tahmin doğruluğunun değerlendirilmesi için benzer ölçütler kullanılmıştır.

İsmini geliştiricileri olan Thorvald Sørensen ve Lee Raymond Dice'tan alan Dice ölçütü, IoU ölçütüne göre düşük bir cezalandırma içermektedir (Sørensen–Dice Coefficient, 2023). Bölütlenen alan ve taban gerçeklik alanın kesişimlerinin iki katının bu iki alanın toplamına bölümü olarak hesaplanır. Şekil 3.4 bu ölçütün hesaplanma yaklaşımını görsel olarak göstermektedir.



Şekil 3.4 Dice ölçütü hesaplama yaklaşımı (Sørensen–Dice coefficient, 2023)

IoU ölçütü de Dice ölçütüne benzer bir şekilde kesişim alanının birleşim alanına bölümü olarak hesaplanır (Rosebrock, 2022). İkiyle çarpma işlemi bulunmadığı için özellikle düşük kesişimlerde cezalandırma oranı fazla olan bu ölçütün hesaplanma yaklaşımı görsel olarak Şekil 3.5'de verilmiştir.



Şekil 3.5 IoU metriği hesaplama yaklaşımı (Rosebrock, 2022)

Housdorff uzaklığı (Housdorff Distance, 2023) iki küme arasındaki en büyük uzaklığı ölçen bir metriktir. Dolayısıyla minimum değerde bulunmasını yani tahmin edilmesi gereken alan ile tahmin ettiğimiz alanın birbirine olabildiğince yakın olması optimum senaryodur. Ortalama yüzey mesafesi metriği ise simetrik ve asimetrik olarak ikiye ayrılır. Asimetrik ölçüt, tahmin edilen alan ile gerçekte olması gereken alanın yüzey sınırlarının ortalama uzaklıklarını hesaplarken simetrik ölçüt ise bu hesaplamayı her iki yönde de hesaplar, dolayısıyla hem tahmin edilen ile alan tarafından gerçek maskeye yönelik hem de gerçek maskeden tahmin edilen alana göre bir tahmin yapılır. Yine benzer şekilde minimum sonuç almak bu ölçüt için de optimum olacaktır. (Yeghiazaryan, 2018)

3.5. Covid-19 Sınıflandırma

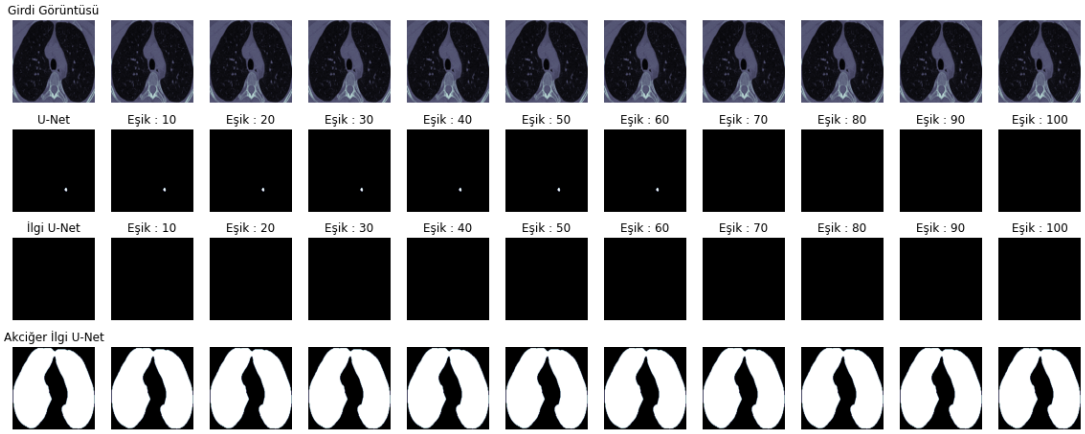
Covid-19 olarak etiketlenmeyen görüntüler üzerinde yapılan sınıflandırmalarda, tahmin çıktısına son işlemler içinde bulunan bağlı bileşen analizi (Rosebrock, 2021) uygulanmış ve eşikleme işlemlerinden sonra elde edilen maske üzerinde herhangi bir Covid-19 tahmini (1 piksel değeri) bulunmasına göre enfekte ya da enfekte değil sınıflandırılmasına gidilmiştir. Sınıflandırma için uygulanan son işlem metotlarıyla ise tahmin gürültülerinin giderilip hatanın en aza indirilmesi amaçlanmıştır.

3.5.1. Bağlı bileşen bulma

Bağlı bileşen analizi, birbirine komşuluğu bulunan piksel grupların belirlenmesi ve bu grupların içerdiği piksel sayılarının elde edilebilmesi için kullanılan graf teorisi (Rosebrock, A., 2021) bazlı bir metottur. Bölütleme sonrasında ortaya çıkan tahmin maskesinde komşuluğu bulunan piksel grupları bağlı bileşenler olarak ayrılmakta ve bir sonraki başlıkta anlatılacak olan eşikleme için uygun ortam hazırlanmaktadır.

3.5.2. Eşikleme

Bölütleme sonucunda gürültü olarak nitelendirilebilecek pikselleri elemek için bağlı bileşen analizinden sonra elde edilen piksel grupları üzerinde piksel sayılarına göre 10 ile 100 arası eşik değerleri uygulanmıştır. Sistemin çalışma şekli, bağlı bileşen analizinde bulunan piksel grubunda bulunan piksel sayıları eşik değerinden küçük ise ilgili grubun piksel değerleri arka plan yani 0 yapılıp bu grubun tahmin gürültüsü olarak değerlendirilmesine dayanmaktadır. Bu işlem bulunan tüm piksel grupları için tekrarlanarak ortaya çıkan maske üzerinde sınıflandırma analizi gerçekleştirilmiştir. Aşağıda verilen Şekil 3.6 üzerinde eşikleme işleminin tahmin çıktıları üzerinde oluşturduğu farklar gösterilmiştir.



Şekil 3.6 Eşikleme işlemi

3.5.3. Sınıflandırma performansı analizi

Sınıflandırmanın doğruluğunu test etmek için kullanılacak metrikler doğruluk, F1 ve karmaşa matrisi olmuştur. Doğruluk tahmin edilen çıktının tüm veri seti üzerindeki doğruluğunu gösteren bir metrik olup tek başına özellikle ikili sınıflandırmada yanılsamalar oluşturabilmektedir (Öğündür, 2023). Bundan dolayı elde edilen sonuçlar diğer metrikler ile desteklenmiştir.

F1 metriği, pozitif olarak tahmin edilen değerlerin gerçekten kaç tanesinin pozitif olduğunu hesaplayan kesinlik ile pozitif olarak tahmin etmemiz gereken değerlerin kaç tanesini pozitif tahmin ettiğimiz gösteren duyarlılık metriklerinin harmonik ortalaması ile (3.2)'deki gibi hesaplanmaktadır.

$$F1 = 2 * \frac{(duyarlılık * kesinlik)}{(duyarlılık + kesinlik)} \tag{3.2}$$

Karmaşa matrisi ise doğru pozitif, yanlış pozitif, doğru negatif ne yanlış negatif tahminlerinin tümünün aynı tablo üzerinde gösterimi olarak tanımlanmaktadır (Bilen, 2021).

4. BULGULAR

Bölütleme amacıyla geliştirilen modeller, ilk aşamada enfeksiyon bölütlemesi için denenmiştir. Modelleri en başarılı kılan ön işlem ve model parametreleri enfeksiyon bölütlemesi özelinde araştırılarak değişen parametrelerin başarılara etkisi analiz edilmiştir. Ardından uygun parametre kümeleri belirlenerek benzer deneyler akciğer bölütlemesi için gerçekleştirilmiştir. Tüm deneylerde veri seti %70 eğitim, %15 geçerleme ve %15 test olacak şekilde ayrılmıştır. Buna göre eğitim sürecinde eğitim için sekiz yüz yetmiş, geçerleme için yüz seksen yedi yer alırken, testte ise yüz seksen altı adet görüntü yer almaktadır. Bunula birlikte veri setinde maske bulunmayan ve sınıflandırma için ayrılan veri setini de barındıran görüntüler de eğitim veri setine eklenerek maskesiz görüntülerin eklenmesinin model performansında herhangi bir değişiklik gösterme durumu incelenmiştir. Bu ekleme işleminden sonra 870 maskeli 850 maskesiz olmak üzere 1721 adet görüntü eğitim veri seti için elde edilmiştir.

Sınıflandırma için ise maske içermeyen görüntüler üzerinden alınan iki yüz görüntü ile testler gerçekleştirilmiştir. Ek olarak belirtmek gerekir ki sınıflandırma için kullanılan bölütleme modeli 870 görüntü ile eğitilen model olup, maske içermeyen görüntüler eğitim esnasında sınıflandırmada kullanılan bölütleme modeli tarafından görülmemiştir.

4.1. Enfeksiyonlu Bölge Bölütlemesi

Akciğer üzerinde oluşan hasarların BT görüntüsüne yansımalarını bölütlemek önerilen sistemin asıl ilgi odağını oluşturmaktadır. Bu sebeple gerçekleştirilen sistematik deneylerle U-Net ve ilgi U-Net modellerinin enfeksiyon bölgelerini bölütleme başarımları karşılaştırılmıştır.

Öncelikle girdi görüntülerin normalizasyon aralıkları değiştirilerek modellerin bölütleme başarımları ölçülmüştür. Çizelge 4.1 test edilen normalizasyon aralıklarını varsayılan bazı parametre değerleri ve ortalama bölütleme başarımlarıyla birlikte vermektedir. Bu deneylerde ön işlem aşamasında CLAHE algoritmasından yararlanılmamıştır. 256×256 boyutlu görüntüler 0,5 olasılıkla dikey ve yatay döndürme işlemleri kullanılarak veri zenginleştirilmiş ve yüz devir boyunca sürdürülen

eğitimlerde Twersky kayıp fonksiyonu ve bir öğrenme oranı planlayıcı ile birlikte 0,005 öğrenme oranı kullanılmıştır. Hounsfield skalasında bulunan görüntüler orijinal yoğunluk değerleriyle kullanıldığında her iki modelin de başarımı daha yüksek çıkmıştır.

Çizelge 4.1 Girdi görüntülerinin normalizasyon aralığının model başarımına etkisi

Model	**Normalizasyon**	**Dice**	**IOU**	**ASD**	**ASSD**	**Housdorff**
U-Net	Hounsfield	0,7601	0,6334	23,29	17,01	100,91
U-Net	[0, 1]	0,7324	0,5998	17,93	21,96	94,60
U-Net	[0, 255]	0,729	0,596	18,53	14,54	83,53
U-Net	[-255, 255]	0,7351	0,603	19,41	16,84	88,61
İlgi U-Net	Hounsfield	0,777	0,657	15,21	12,70	64,50
İlgi U-Net	[0, 1]	0,718	0,578	28,30	20,16	105,26
İlgi U-Net	[0, 255]	0,142	0,08	82,88	72,03	182,39
İlgi U-Net	[-255, 255]	0,7320	0,603	24,77	18,32	96,21

Takip eden deneylerde CLAHE ön işlem yönteminin kırpma limiti parametresinin model başarımına etkisi Çizelge 4.2'deki gibi ölçülmüştür. Karo ızgara boyutu olarak varsayılan değer olan 8×8 kullanılmıştır. CLAHE kırpma limiti arttıkça görüntü üzerinde enfekte olan bölgelerin tespiti zorlaşmakta ve modelin başarımı düşmektedir. İdeal kırpma limiti yapılan testler sonucunda U-Net modeli için beş, ilgi U-Net modeli için ise üç olarak belirlenmiştir.

Benzer şekilde Twersky ve Dice kayıp fonksiyonlarının model başarımına etkisi araştırılmıştır. Çizelge 4.3'te verilen başarım değerlerine göre Twersky kayıp fonksiyonu kullanılan eğitimler Dice kayıp fonksiyonuna göre daha iyi sonuç vermektedir. En başarılı denemeleri göz önünde bulundurduğumuzda U-Net için Dice metriği üzerinde %2'lik bir fark görünmektedir. İlgi U-Net için ise görünen bu fark %1 değeridir.

Çizelge 4.2 CLAHE algoritmasının kırpma limitinin model başarımına etkisi

Model	**Kırpma**	**Dice**	**IOU**	**ASD**	**ASSD**	**Housdorff**
U-Net	3	0,723	0,589	19,49	15,76	83,54
U-Net	5	0,732	0,599	17,93	21,96	94,60
U-Net	7	0,731	0,597	17,63	16,97	87,52
U-Net	9	0,700	0,559	22,85	20,53	103,45
İlgi U-Net	3	0,752	0,621	20,60	15,90	84,83
İlgi U-Net	5	0,732	0,599	24,14	17,78	93,08
İlgi U-Net	7	0,713	0,574	26,95	19,32	104,45
İlgi U-Net	9	0,721	0,584	20,73	16,72	99,26

Çizelge 4.3 Kayıp fonksiyonlarının model başarımına etkisi

Model	**Kayıp**	**Dice**	**IOU**	**ASD**	**ASSD**	**Housdorff**
U-Net	Twersky	0,732	0,599	17,93	21,96	94,60
U-Net	Dice	0,716	0,578	24,62	19,34	102,57
İlgi U-Net	Twersky	0,725	0,588	19,06	26,25	94,16
İlgi U-Net	Dice	0,716	0,579	20,35	28,62	103,70

Bunların yanı sıra eğitimin sürdürüldüğü devir sayısındaki değişimin model başarımına etkisi ölçülmüştür. Çizelge 4.4'te yer alan değerlere göre eğitimin yüz devirden fazla sürdürülmesinin eğitim sürecine herhangi bir katkı sağlamadığı anlaşılmıştır. İki model içi de en başarılı devir değeri 100 olarak gözlemlenmiştir.

Görece başarılı olan ilgi U-Net modeli üzerine yeni katman eklenmesi de denenmiştir. Çizelge 4.5 değişen kanal sayılarında ilgi U-Net modelinin başarım değerlerini vermektedir. Kanal sayısındaki artış ile modelin parametre sayısı artıp eğitim süresi buna bağlı olarak uzamaktadır. En yüksek başarım alan ilgi U-Net modeli hiper parametreleri ile yapılan eğitim karşılaştırmasında elde edilen sonuçlara göre altmış dört kanal içeren modelin doğruluğu, test için seçilen üç kesit için daha yüksek olsa da tüm veri setinde ortalama alındığında 32 kanallı modelden düşük çıkmaktadır.

Çizelge 4.4 Eğitimin sürdürüldüğü devir sayısının model başarımına etkisi

Model	Devir	Dice	IOU	ASD	ASSD	Housdorff
U-Net	50	0,729	0,598	18,93	15,49	83,90
U-Net	100	0,760	0,633	23,29	17,01	100,91
U-Net	200	0,753	0,627	19,99	15,29	84,24
İlgi U-Net	50	0,702	0,577	27,13	21,13	101,66
İlgi U-Net	100	0,777	0,657	15,21	12,70	64,50
İlgi U-Net	200	0,760	0,633	23,29	17,01	100,91

Çizelge 4.5 Kanal değişimin model sonucuna etkisi

Model	Kanal Sayısı	Dice	IOU	ASD	ASSD	Housdorff
İlgi U-Net	32	0,777	0,657	15,21	12,70	64,50
İlgi U-Net	64	0,742	0,613	15,98	14,07	88,48

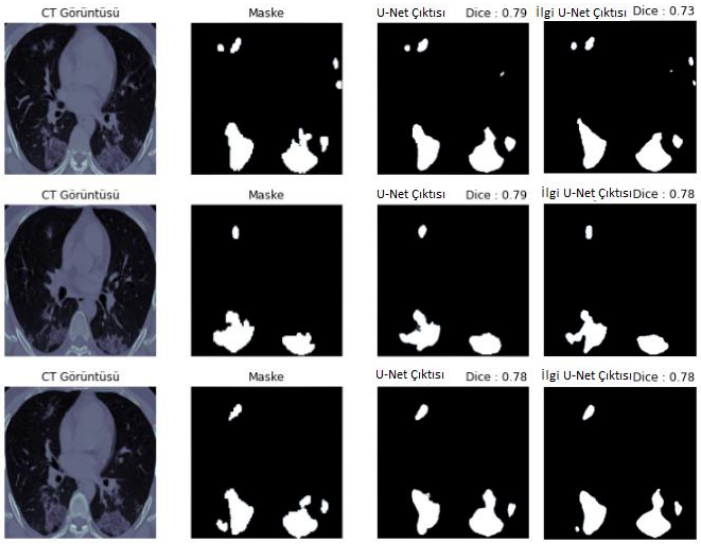
Çizelge 4.6 üzerinde maske içermeyen görüntülerin eklendiği veri seti ile yapılan eğitimlerde Dice ve IoU metrik karşılaştırmaları verilmiştir. Maske bulunduran görüntülerin bulunduğu 870 görüntü içeren veri setinde dice metriği üzerinden %2'ye yüksek sonuç alınmıştır. Önceki yapılan eğitimlerden olan 32 kanallı ve 870 görüntü içeren İlgi U-Net ise Çizelge 4.6 üzerinde metrikler üzerinde karşılaştırma yapmayı kolaylaştırmak amacıyla eklenmiştir.

Çizelge 4.6 Kanal sayısı değişiminde veri seti arttırmanın model sonucuna etkisi

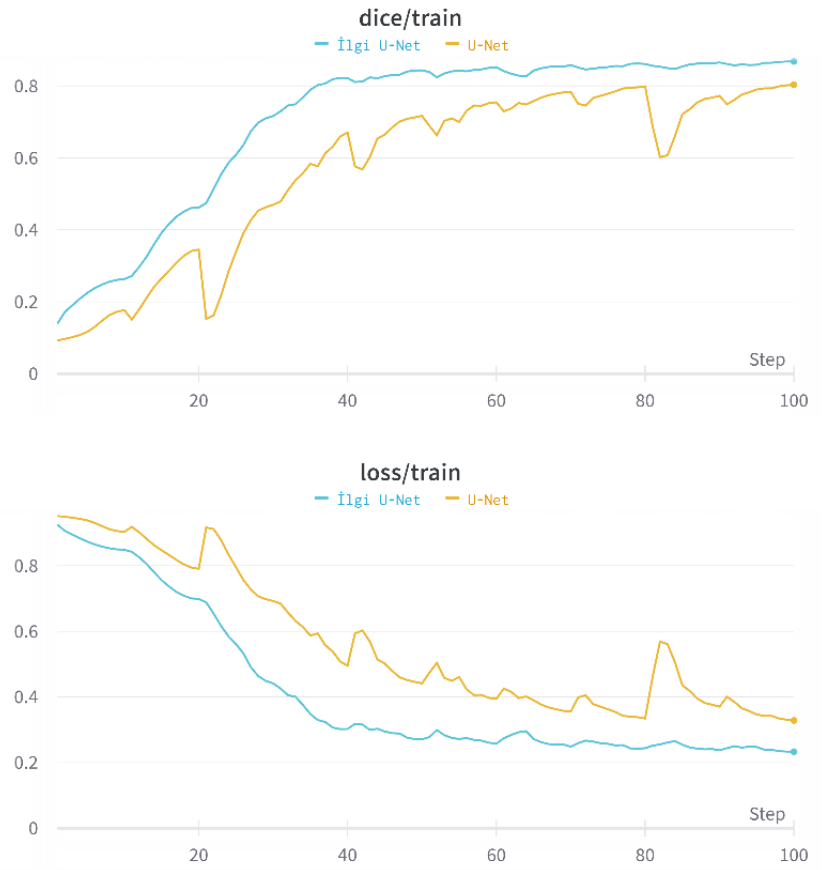
Model	Kanal Sayısı	Eğitim Görüntü Sayısı	Dice	IOU
İlgi U-Net	32	1721	0,76	0,62
İlgi U-Net	64	1721	0,75	0,63
İlgi U-Net	32	870	0,77	0,65

Genel olarak en başarılı U-Net modeli Hounsfield aralığında bırakılan piksel değerleri, yüz devir uzunluğu, Twersky kayıp fonksiyonu ile yapılan eğitimde, ilgi U-Net modeli ise en başarılı sonucunu yine Hounsfield aralığı, Twersky kayıp fonksiyonu ve yüz devir

uzunluğu ile elde etmiştir. Bu en başarılı modellerin Dice ölçütü değerleri karşılaştırıldığında ilgi U-Net modelinin %2'ye varan bir oranda daha yüksek bir bölütleme başarımı elde ettiği görülmüştür. Şekil 4.1'de bu modellerin örnek görüntüler üzerinde tahmin ettikleri enfeksiyonlu bölge çıktıları gösterilmektedir. Şekil 4.2 ise aynı modellerin eğitiminde eğitim veri setindeki başarımı değerlendirirken değişen kayıp fonksiyonu değerlerine ve Dice ölçütü değerlerine yer vermektedir. Eğitimlerin tamamlanması uzak sunucu sistemi üzerinde standart U-Net ve ilgi U-Net modelleri için on dakika kadar sürmüştür. Kanal sayısı arttırılmış olan ilgi U-Net modelinin eğitimi için ise yaklaşık on beş dakikalık bir süre gerekmiştir.



Şekil 4.1 U-Net ve ilgi U-Net modellerinin enfeksiyonlu bölge bölütleme çıktıları



Şekil 4.2 Seçilen modellerin enfeksiyonlu bölge bölütleme eğitim metrik grafikleri

4.2. Akciğer Bölgesi Bölütleme

Enfeksiyonlu bölge bölütlemesi deneyleri neticesinde elde edilen en başarılı U-Net ve ilgi U-Net modelleri aynı zamanda akciğer bölütlemesi için de denenmiştir. Çizelge 4.7 üzerinde kullanılan farklı model parametreleri ile birlikte akciğer bölütleme başarımlarını sunmaktadır. Şekil 4.3 üzerinde seçilen modelin test veri setinde ortaya koyduğu performans görsellerine, Şekil 4.4'te ise Hounsfield skalasında bırakılan görüntüler üzerinde yapılan eğitimlerde U-Net ve ilgi U-Net modellerinin kayıp fonksiyonu ve Dice ölçüt değişimlerine yer verilmiştir.

Çizelge 4.7 U-Net ve ilgi U-Net modellerinin akciğer bölütleme başarımı

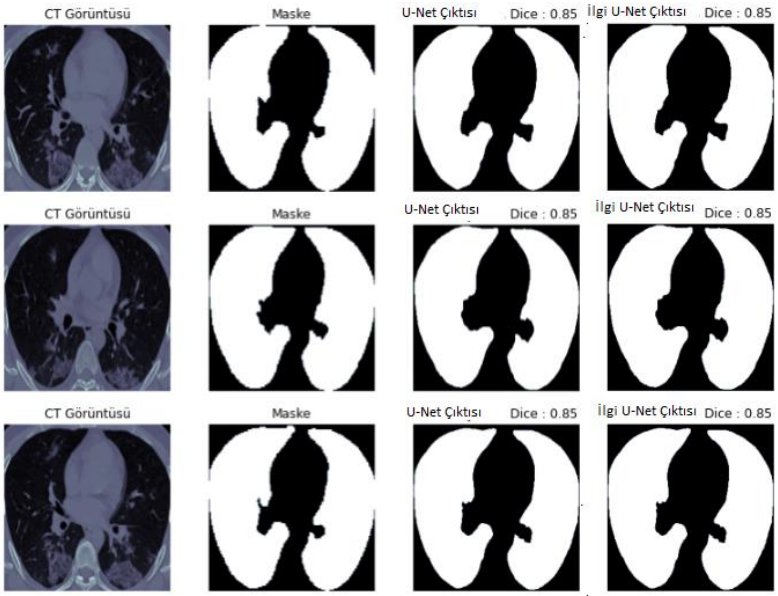
Model	Normalizasyon	Kayıp	Devir	Kanal	Dice	CLAHE
U-Net	Hounsfield	Twersky	100	32	0,856	Yok
İlgi U-Net	Hounsfield	Twersky	100	32	0,856	Yok
U-Net	0-1	Twersky	100	32	0,855	5
İlgi U-Net	0-1	Twersky	100	32	0,856	3
U-Net	0-255	Twersky	100	32	0,854	Yok
İlgi U-Net	0-255	Twersky	100	32	0,706	Yok
U-Net	-255, +255	Twersky	100	32	0,855	Yok
İlgi U-Net	-255, +255	Twersky	100	32	0,854	Yok

Akciğer bölütleme deneylerinde eğitimlerin tamamlanması uzak sunucu sistemi üzerinde U-Net ve ilgi U-Net modelleri için sırasıyla 10'ar dakika kadar sürmüştür. Yapılan çalışmalarda farklı normalizasyonlar ve enfeksiyon bölütlemesinde 0-1 normalizasyonu yapıldığın U-Net için en başarılı sonuç veren CLAHE 3 ve ilgi U-Net için CLAHE 5 parametreleriyle birlikte 0-255 ve -255,+255 normalizasyonları test edilmiş ve sonuçların çoğunlukla birbirine yakın olduğu tespit edilmiştir. 0-255 değerine normalize edilen görüntüler, ilgi U-Net için enfeksiyona benzer şekilde diğer eğitimlerden düşük performans göstermiştir.

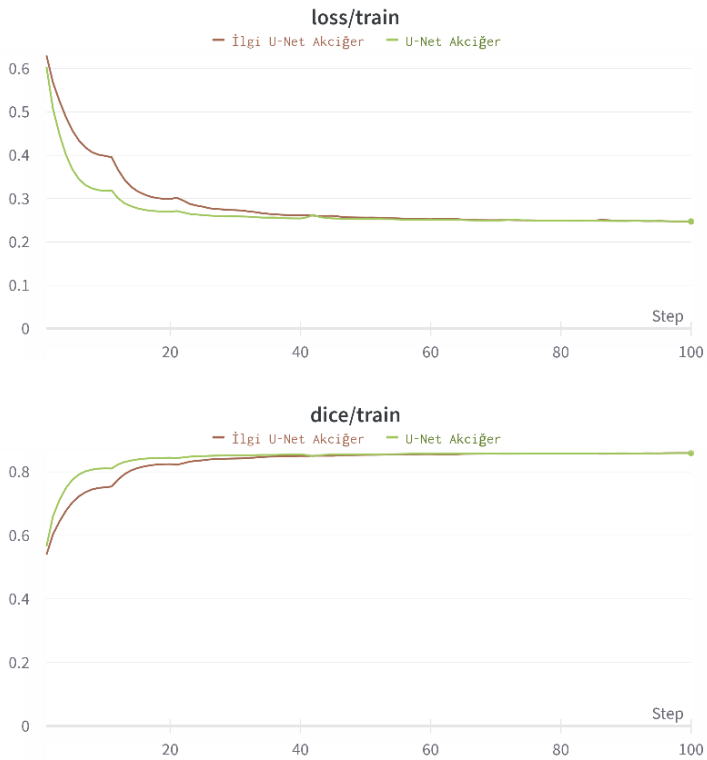
Çizelge 4.8 Akciğer bölütlemede kanal değişiminin model sonucuna etkisi

Model	Kanal	Normalizasyon	Dice
İlgi U-Net	32	Hounsfield	0,856
İlgi U-Net	64	Hounsfield	0,857

Çizelge 4.8 üzerinde 32 ve 64 kanallı İlgi U-Net modellerinin karşılaştırması gösterilmiştir. Bu karşılaştırmalara göre akciğer modelinin veri seti üzerindeki tüm özellikleri öğrendiği ve kanal sayısının artışına rağmen 32 kanallı modele benzer bir Dice metrik sonucu verdiği görülmüştür. Enfeksiyonlu bölgenin yüzdesinin hesaplandığı sistem tasarımında kullanılan modele verilen girdi Hounsfield skalasına sahip görüntü olup, bu görüntü ile eğitilmiş 32 kanal içeren İlgi U-Net akciğer modeli kullanılmıştır.



Şekil 4.3 Seçilen modellerinin akciğer bölgesi bölütleme çıktılarına örnekler



Şekil 4.4 Seçilen modellerin akciğer bölütleme eğitimi sürecindeki metrik grafikleri

4.3. Birleşik Bölütleme ve Covid-19 Analizi

Yapılan deneyler sonucunda elde edilen modeller ile anlamlı bir çıktıya ulaşılabilmesi için düşünülen çalışma kişinin akciğer enfeksiyon yüzdesini hesaplamak olmuştur. Bu işlem için kullanılacak sistem akışı sırasıyla akciğer bölütleme, enfeksiyon bölütleme ve yüzdelik alan hesaplama şeklinde olacaktır. Böylece girdi olarak verilen BT görüntüsü üzerinden kişinin akciğerinin enfeksiyon yüzdesi hesaplanabilecektir.

Bu kısımda seçilen modeller Hounsfield skalasında piksel değerlerinde bulunan 100'er devir uzunlukları ile eğitilen 0,77 Dice metriği elde etmiş model olan İlgi U-Net ve 0,76 Dice metrik başarısı gösteren U-Net modelidir. Akciğer bölütlemesi için kullanılan model ise yine Hounsfield skalasına ve 100 devir değerine sahip olan 0,856'lık Dice metrik başarısı gösteren İlgi U-Net modelidir.

Enfeksiyon yüzdesinin bulunması için test veri seti üzerinde enfeksiyon tespiti için İlgi U-Net ve U-Net modellerinin tahmin çıktıları, İlgi U-Net akciğer modelinin akciğer tahmin çıktısının dışında herhangi bir gürültü tahmini yaptığın anlaşılması için bu iki maske çarpılmıştır.

Bölütleme maskesinde bulunan piksel sayılarının oranlarının baz alındığı bu hesaplama yönteminde test veri setinin hepsi üzerinde ortalama kare hata metriği ile hesaplanan yüzdelik ve gerçekte olması gereken yüzdelik arasındaki fark da hesaplanmıştır.

Hesaplanan bu farklar neticesinde İlgi U-Net modeli için maske çarpımı sonucunda 2.23, maske çarpımı olmadığında ise 2.32'lik bir MSE farkı elde edilmiştir. U-Net modeli için ise maske çarpımının bulunduğu ve bulunmadığı her iki senaryo için 2.79'luk bir MSE değer farkı görülmektedir.

4.4. Bölütleme Bazlı Sınıflandırma

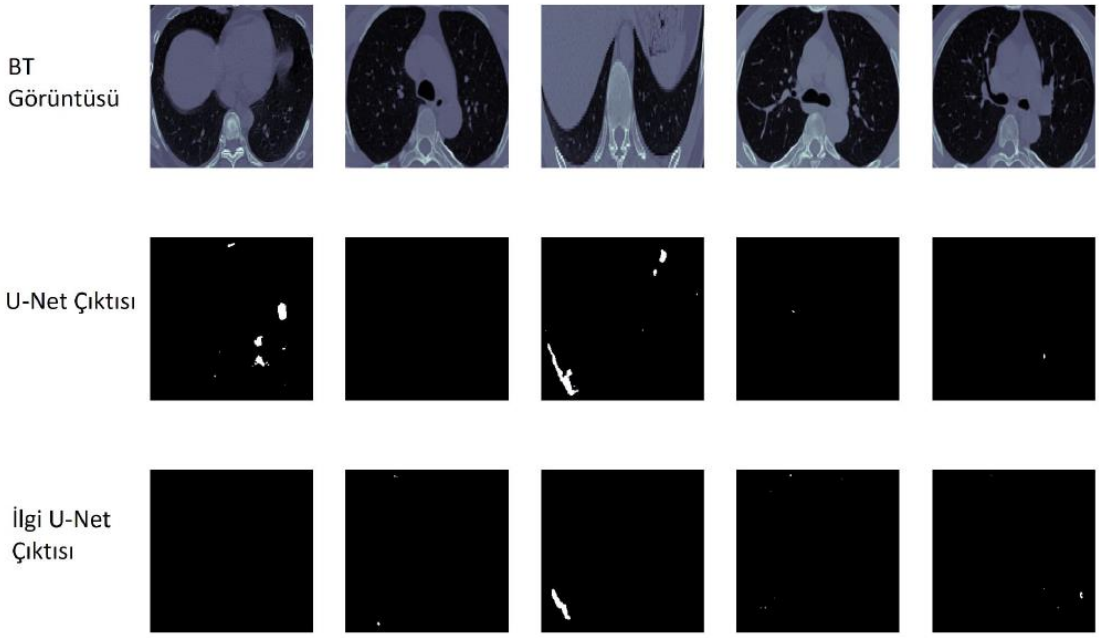
Enfeksiyon bölütlemesinde veri seti üzerinde Covid-19 içermeyen görüntüler herhangi bir RAM yetmezliğine sebep olmaması için çıkarılmıştır. Bu çıkartılan görüntüler üzerinden ayrılan 200 görüntü ise enfekte olmayan kişileri temsil etmesi amacıyla sınıflandırma veri setine eklenmiştir. Enfeksiyon bölütleme test veri setinden gelen 186

görüntü ve enfekte maskesi olmadığı için ayrılan 200 görüntü ile toplamda 386 görüntülük bir sınıflandırma test veri seti elde edilmiştir.

Yapılan tahminlerde eşik üzerinden filtre işlemine geçilmeden önce akciğer modeli ile elde edilen tahmin maskesi ile enfeksiyon maskeleri çarpılarak önceki bölümlerde anlatılan çarpma işlemi gerçekleştirilmiş ve aşağıda grafik üzerinde gösterilmiştir. Çarpma işleminin bulunmadığı sınıflandırma doğruluk ve F1 sonuçları ise karşılaştırma yapabilmek için sayısal olarak verilecektir.

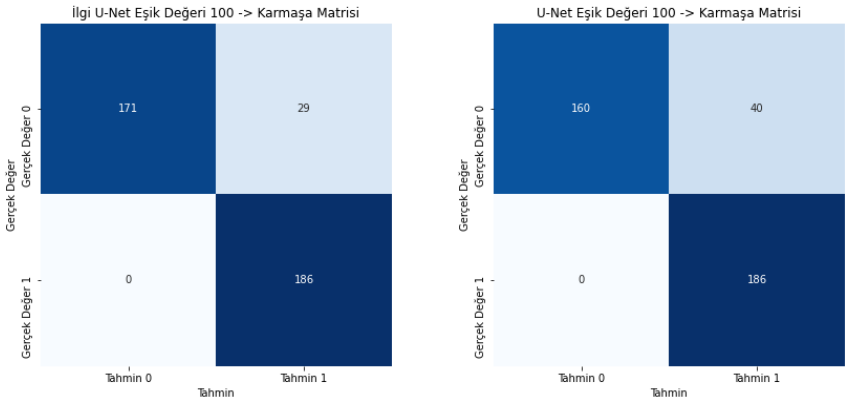
Bağlı bileşen analizi ile gruplara ayrılan tahmin maskeleri üzerindeki her bir grup için 10 ile 100 arasında 10'ar artış olacak şekilde farklı eşik değerlerinde filtrelemeler yapılmıştır. Tek bir maske için, içerdiği her bir tahmin çıktı piksel grubundan ilgili eşikten az piksel bulunuyorsa bu kısımdaki tahmin pikselleri olan 1 değerleri, arka plan değerleri olan 0'a çevrilmiştir. Sınıflandırma sonuçları ise filtreleme işleminden sonra maske üzerinde 1 değerli piksel bulunup bulunmadığına göre hesaplanmıştır. Filtrelemeden sonra 1 değeri bulunduran görüntüler enfekte, bulundurmayan görüntüler ise enfekte değil şeklinde sınıflandırılmıştır.

Sınıflandırmada kullanılacak modeller sırasıyla Hounsfield skalasına sahip, 100 devir uzunluğunda eğitilmiş 0,77 Dice başarımı gösteren İlgi U-Net modeli ve Hounsfield skalasına sahip, 100 devir uzunluğunda eğitilmiş 0,76 Dice başarımı gösteren U-Net modelleri olmuştur. Şekil 4.5 üzerinde bu modellerin enfekte olmayan görüntülere verdikleri tahmin çıktıları aşağıda verilmiştir.



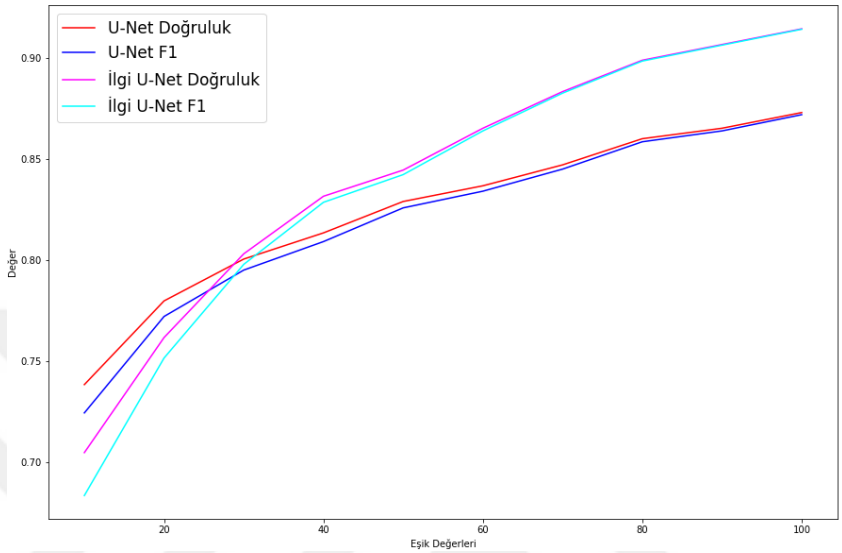
Şekil 4.5 Modellerinin enfekte olmayan görüntüler üzerindeki performansları

Şekil 4.6 üzerinde hesaplanan karmaşa matrisi görülmektedir. Bu bölümün başında da belirtildiği gibi enfekte görüntülerden oluşan 186 görüntünün tamamı doğru olarak bilinmiş, enfekte olmayan 200 görüntü üzerinde 100 eşik değeri için İlgi U-Net 29, U-Net modeli ise 40 adet görüntüyü yanlış tahmin etmiştir.



Şekil 4.6 U-Net ve İlgi U-Net modellerinin

Gösterim olarak 100 değerinin seçilmesi Şekil 4.7'de de görülebileceği gibi en yüksek doğruluk ve F1 metriklerinin elde edildiği eşik değeri olmasından kaynaklanmaktadır. Bu grafik üzerinde çarpım işleminin bulunduğu denemeden alınan sonuçlar görselleştirilmiştir.



Şekil 4.7 Sınıflandırma için doğruluk ve F1 skor grafikleri

Yapılan denemeler ve grafiklerden de görülmüştür ki 200 Covid-19 içermeyen ve 186 Covid-19 içeren kişi içinden 186 görüntü üzerinde iki model de hata yapmamış ve hepsine enfekte sınıflandırması yapmıştır. Oluşan hatalar tamamen Covid-19 içermeyen veri seti üzerinde çıkmakta ve filtreleme metodu ile bu hatalar düşürülmeye çalışılmaktadır.

Grafiklerden de görülebileceği üzere en yüksek doğruluğun alındığı 100 eşik değeri ile yapılan sınıflandırma için İlgi U-Net %87 doğruluk ve 0.91 F1 metriği, U-Net ise %87 doğruluk ve 0.87 F1 metriği elde etmiştir. Çarpma işleminin bulunmadığı denemede ise İlgi U-Net %90 doğruluk ve 0.9 F1 metriği, U-Net ise %86 doğruluk ve 0.86 F1 metriği elde etmiştir.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu tezde BT kesitleri üzerinde enfekte alanların ve akciğerin bölütlenmesi için evrişimli sinir ağı mimarilerinden olan U-Net ve ilgi U-Net modellerinin farklı hiperparametre, devir sayısı, ön işlem ve kanal sayısına bağlı olarak başarıları değerlendirilmiştir. Ek olarak en iyi sonucu veren akciğer ve enfeksiyon bölütleme modelleri ile enfeksiyonun akciğer üzerinde kapladığı yüzdelik alan hem tahmin hem de gerçek maskeler üzerinden hesaplanarak doğruluk karşılaştırması yapılmıştır. Bununla birlikte BT görüntüsündeki enfeksiyon bölütleme sonucuna göre bir kişinin enfekte olup olmadığına bağlı bileşen analizi ve eşikleme teknikleri kullanılarak karar verilmiştir.

Yapılan deneylerde enfeksiyon bölütlemesi için en başarılı modelin piksellerin aralıklarının değiştirilmemesi ve 100 devir uzunluğunda eğitimlerin yapılması sonucunda elde edildiği görülmüştür. Hounsfield skalasına göre ortalama -400 piksel değerinde bulunan enfeksiyon bölgelerinin ilgi U-Net modeli ile en iyi öğrenimi sağlanmıştır. İlgi U-Net modeli aynı parametrelerde eğitimi yapılan U-Net modelinden %2 daha yüksek Dice metriği skoruyla bölütlemeyi başarmıştır. En yüksek başarımı alan ilgi U-Net modelinin kanal sayısının artışı modelin öğreniminde fayda sağlamamıştır. Bunun sebebinin kullanılan veri kümesinin kısıtlı olması ve ResNet gibi bir arka kemik ağından yararlanılmadığı için modelin öğrenmesi süresince geri beslenen hatanın katmanlarda kaybolması dolayısıyla ağırlıkların yeterince güncellenemediğinin düşünülmesidir. Akciğer bölütlemesinde ise aynı parametrelerde U-Net ve ilgi U-Net modelleri benzer sonuçlar almıştır. Enfeksiyon bölgelerine göre özellikleri daha ön planda bulunan akciğer bölgelerinin öğrenilmesi her iki model için de benzer bir zorluk teşkil etmiştir.

Piksel değerleri Hounsfield skalasında bulunan görüntülerin sonuçlarının enfeksiyon tarafı için en yüksek olması görüntülerde herhangi bir kuantalama yapılmaması dolayısıyla özellik kaybı olmadığı için beklenen bir çıktı olmuştur. Hem enfeksiyon hem de akciğer bölütlemesinde bulunan girdisi 0-255 piksel aralığına çekilmiş ilgi U-Net modelindeki değer düşüşünün sebebi orijinal görüntüde yer alan negatif değerlere ilgili aralıkta iken ilgi bloklarınca dikkat edilememesi olabilir. U-Net modelinde

herhangi bir başarı düşüşünün olmaması ve ilgi U-Net'in başarılarının diğer normalleştirme aralıklarında enfeksiyon ve akciğer bölütleme problemleri için benzer bir düşüş sergilememesi de bunu desteklemektedir.

Enfeksiyon yüzdesi hesaplama çalışmasında ise MSE metriği temel alınarak gerçekte olması gereken yüzdeler ile model yüzdeleri karşılaştırıldığında ilgi U-Net modeli 0,13'lük bir MSE başarımı ile U-Net modelinin önüne geçmiştir. Bu sonuç ile beklendiği üzere ilgi U-Net modelinin gerçekte olması gereken çıktılara daha yakın bölütleme maskeleri çıkardığı bulgusu desteklenmiştir.

Sınıflandırma metodu için ise 186 enfekte ve 200 enfekte olmayan görüntü üzerinde ilgi U-Net ve U-Net modellerinin enfeksiyon bölütleme sonuçlarındaki bağlı bileşenler akciğer bölütleme sonuçlarıyla çarpılmadan 100 eşik değeri değerlendirildiğinde, ilgi U-Net modeli %4 doğruluk ve F1 skoru artışı sağlamıştır. Aynı şartlarda akciğer bölütleme sonuçlarıyla çarpılarak değerlendirildiğinde de doğruluk ve F1 skorunda yine ilgi U-Net modeli %4'lük artışı yakalamıştır. Beklendiği gibi bölütlemede ve enfeksiyon yüzde hesabında olduğu gibi sınıflandırma için de ilgi U-Net modeli daha yüksek bir başarı elde etmiştir.

Bu çalışmada enfeksiyon bölütleme ve sınıflandırma problemlerinde daha başarılı bulunan ilgi U-Net modeli Bölüm 2.6'da incelenen literatür çalışmalarında da genellikle benzer şekilde U-Net modelinden daha üstün bulunmuştur (Oktay vd., 2018; Zhao vd., 2021; Fan vd., 2020; Zhang vd., 2021; Mahmud vd., 2020; Saha vd., 2023). Ek olarak görüntünün yeniden oluşturulmasını ve ilgi bloklarını içeren Modzelewski vd.'nin (2020) önerdiği UNet modeli, enfeksiyon bölütleme ve sınıflandırma problemleri için değerlendirildiğinde sırasıyla %78 Dice skoru ve %86 doğruluk elde etmiştir. Bu çalışmada önerilen ilgi U-Net modeli için %77 Dice ve 100 eşik değeri için %91 olan doğruluk değerleri temel alındığında, bu çalışmanın enfeksiyon bölütleme sonuçlarında %1'lik bir Dice düşüşü ve %5'lik bir doğruluk artışı göze çarpmaktadır. Yin vd.'nin (2020) araştırmasında önerilen SD-UNet modeli 0.856'lık Dice skoruyla ilgi U-Net ile aynı sonucu elde etmiştir. SD-UNet modelinin enfeksiyon bazlı bölütlemede elde ettiği 0.59'luk Dice metriği ise bu çalışmada yakalanan %77 Dice metrik sonucunun altında

kalmıştır. Dolayısıyla bu çalışma BT görüntüleri üzerinden yapılan akciğer görüntülerinde enfeksiyon bölütleme çalışmalarıyla karşılaştırıldığında, aynı veri seti üzerinde çalışılmamasına veya benzer sayıda görüntüyle eğitim ve test süreçlerinin yürütülmemesine rağmen ilgi U-Net modeliyle bölütleme ve sınıflandırma için literatürdeki çalışmalara yakın ve bazı durumlarda yüksek başarılar elde etmiştir.

Gelecek çalışmalarda modelin kanal sayısının arttığında öğrenememe durumunu düzeltmek için arka kemik ağı olarak ResNet kullanımı düşünülebilir. Modelin aktarım öğrenmesi kullanılarak iyileştirilip iyileştirilemeyeceği değerlendirilebilir. Başarımı arttırmak için çeşitli görüntü ön işlemleri ile görüntü yoğunlukları düzenlenebilir, veri arttırımına gidilebilir veya girdide kanal eklemesi yaparak görüntüye dair çeşitli özellikler de modele sunulabilir. Ayrıca hem akciğer ve enfeksiyon bölgelerinin bölütlenmesi hem de enfeksiyonlu bölgelerin sınıflandırılması için hibrit bir model geliştirilebilir. Bu amaçla ilgi U-Net üzerinde daralan yoldaki en kaba ölçekte elde edilen kodlayıcı özellik bloğuna yoğun bir katman eklenmesi sayesinde sınıflandırmaların elde edilmesi sağlanabilir

KAYNAKLAR

Ali, T., F., Tawab, M. A., ElHariri, M. A. (2020). CT chest of COVID-19 patients: What should a radiologist know? *Egyptian Journal of Radiology and Nuclear Medicine*, Springer Open, https://ejrnm.springeropen.com/articles/10.1186/s43055-020-00245-8

Avicenna Hastanesi. (2023). *Üriner Sistem Tomografi: Nedir? Nasıl Çekilir?* https://avicennaint.com/uriner-sistem-tomografi/

Azcona, D., McGuinness, K., Smeaton, A. F. (2020). A comparative study of existing and new deep learning methods for detecting knee injuries using the MRNet dataset. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.01947

Bahdanau, D., Cho, K., Bengio, Y. (2016). Neural machine translation by jointly learning to align and translate. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.0473

Bilen, B. (2021, 4 Şubat), *Karışıklık Matrisi (Confusion Matrix),* https://burhanbilen.medium.com/kar%C4%B1%C5%9F%C4%B1kl%C4%B1k-matrisi-confusion-matrix-990dfc718653

Bradski, G. (2000), *The OPENCV library*, Researchgate. https://www.researchgate.net/publication/233950935_The_Opencv_Library

Brett, M., Markiewicz, C.J., Hanke, M., Côté, M., Cipollini, B., McCarthy, P., Jarecka, D., Cheng, C., Halchenko, Y., Cottaar, M., Larson, E., Ghosh, S., Wassermann, D., Gerhard, S., Lee, G.., Baratz, Z., Wang, H., Kastman, E., Kaczmarzyk, J. (2023). *nipy/nibabel: 5.1.0*. Zenodo. https://doi.org/10.5281/zenodo.7795644

Buslaev, A., Parinov, A., Khvedchenya, E., Iglovikov, V. I., Kalinin, A. A. (2018). Albumentations: Fast and flexible image augmentations. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1809.06839

Cardoso, M. J., Li, W., Brown, R., Ma, N., Kerfoot, E., Wang, Y., Murrey, B., Myronenko, A., Zhao, C., Yang, D., Nath, V., He, Y., Xu, Z., Hatamizadeh, A., Zhu, W., Liu, Y., Zheng, M., Tang, Y., Yang, I., Feng, A. (2022). Monai: An open-source framework for deep learning in Healthcare. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.02701

Cattamanchi, A. (2023, 20 Mart). *What is ground glass opacity?* https://www.medicalnewstoday.com/articles/ground-glass-opacity

Çizge Teorisi. (2023, 30 Ekim). In *Wikipedia*. https://tr.wikipedia.org/wiki/%C3%87izge_teorisi

Connected-component Labeling. (2023, 19 Kasım). In *Wikipedia*. https://en.wikipedia.org/wiki/Connected-component_labeling

DenOtter, T., Schubert, J. (2023, 2 Haziran). *Hounsfield Unit.* Creighton University, https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK547721/

Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., Dehghani, M., Minderer, M., Heigold, G., Gelly, S., Uszkoreit, J., Houlsby, N. (2021). An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. *arXiv Preprint.* https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11929

Dünya Sağlık Örgütü. (2023, 15 Nisan). *Coronavirus Disease (COVID-19).* https://www.who.int/health-topics/coronavirus

Fan, D., Zhou T., Ji, G., Chen, G., Fu, H., Shen, J., Shao, L., (2020). Inf-Net: Automatic COVID-19 lung infection segmentation from CT images. *arXiv Preprint.* https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.14133

Gorbunova, V. (2010). *Image Registration of lung CT scans for monitoring disease progression* [Doctoral dissertation, Copenhagen University]. Copenhagen University Department of Computer Science eScience.

Ground-glass Opacity. (2023, 20 Mart). In *Wikipedia*. https://en.wikipedia.org/wiki/Ground-glass_opacity

He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., Girshick, R. (2018). Mask R-CNN. *arXiv Preprint* https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.06870

He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J. (2015). Deep residual learning for image recognition. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1512.03385

Housdorff Distance. (2023, 6 Ekim). In *Wikipedia*. https://en.wikipedia.org/wiki/Hausdorff_distance

Hussein, M., Ul Haq, I., Hameed, M., Thomas, M., Elarabi, A., Allingawi, M., Al-Bozom, I., (2020). Pleural effusion as an isolated finding in COVID-19 infection. *Respiratory Medicine Case Reports*, *31*, 101269. https://doi.org/10.1016/j.rmcr.2020.101269

Jetley, S., Lord, A., Lee, N., Torr, P., (2018). Learn to pay attention. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02391

Kara, M., Öztürk, Z., Akpek, S., Turupcu, A., (2021). COVID-19 diagnosis from chest CT scans: A weakly supervised CNN-LSTM approach. *AI*, *2*(3):330-341. https://doi.org/10.3390/ai2030020

Kolesnikov, S. (2018) *Catalyst - Accelerated deep learning R&D.* https://github.com/catalyst-team/catalyst

Krizhevsky, A. (2009). *Learning multiple layers of features from tiny images*. *https://www.cs.toronto.edu/~kriz/learning-features-2009-TR.pdf*

Long, J., Shelhamer, E., Darrell, T. (2015). Fully convolutional networks for semantic segmentation. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1411.4038

Luong, M., T., Pham, H., Manning, C. D. (2015). Effective approaches to attention-based neural machine translation. *arXiv Preprint* https://doi.org/10.48550/arXiv.1508.04025

Ma, J., Ge, C., Wang, Y., An, X., Gao, J., Yu, Z., Zhang, M., Liu, X., Deng, X., Cao, S., (2020) COVID-19 CT Lung and Infection Segmentation Dataset. Zenodo, 20., https://doi.org/10.5281/zenodo.3757476

Mahmud, T., Rahman, M. A., Fattah, S. A., Kung, S.-Y. (2020). CovSegNet: A multi encoder-decoder architecture for improved lesion segmentation of COVID-19 chest CT scans. *arXiv Preprint*. https://arxiv.org/abs/2012.01473

Mean Squared Error. (2023, 22 Ekim). In *Wikipedia.* https://en.wikipedia.org/wiki/Mean_squared_error

Medical Segmentation. (2023, 2 Haziran). *Covid-19 CT Segmentation Dataset*. [Data set]. https://medicalsegmentation.com/covid19/

Milletari, F. (2016). V-NET: Fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation. *arXiv Preprint*. https://arxiv.org/abs/1606.04797

Modzelewski, R., Amyar, A., Ruan, S. (2020). Multi-task deep learning based CT imaging analysis for COVID-19: Classification and Segmentation, *medRxiv Preprint*. https://doi.org/10.1101/2020.04.16.20064709

National Heart, Lung, and Blood Institute (2023, 2 Haziran), *What is pneumonia*? https://www.nhlbi.nih.gov/health/pneumonia

Öğündür, G. (2023, 31 Kasım). *Doğruluk (Accuracy), Kesinlik (Precision), Duyarlılık (Recall) ya da F1 Score?* https://medium.com/@gulcanogundur/do%C4%9Fruluk-accuracy-kesinlik-precision-duyarl%C4%B1l%C4%B1k-recall-ya-da-f1-score-300c925feb38

Oktay, O., Schlemper, J., Folgoc, L. L., Lee, M., Heinrich, M., Misawa, K., Mori, K., McDonagh, S., Hammerla, N. Y., Kainz, B., Glocker, B., Rueckert, D. (2018). Attention U-net: Learning where to look for the pancreas. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.03999

OpenCV Docs. (2023, 14 Haziran). *Histograms - 2: Histogram Equalization*, https://docs.opencv.org/4.x/d5/daf/tutorial_py_histogram_equalization.html

Park, J., Woo, S., Lee, J., Y., Kweon, I. S. (2018). Bam: Bottleneck attention module. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1807.06514

Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury, J., Chanan, G., Killeen, T., Lin, Z., Gimelshein, N., Antiga, L., Desmaison, A., Köpf, A., Yang, E., DeVito, Z., Raison, M., Tejani, A., Chilamkurthy, S., Steiner, B., Fang, L., Chintala, S. (2019). Pytorch: An imperative style, high-performance deep learning library. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1912.01703

Petrov, T. (2023), *Amount of data created, consumed, and stored 2010-2020, with forecasts to 2025*. https://www.statista.com/statistics/871513/worldwide-data-created/

Roth, H., Farag, A., Turkbey, E. B., Lu, L., Liu, J., Summers, R. M. (2016). *Data From Pancreas-CT* (Version 2) [Data set]. The Cancer Imaging Archive. https://doi.org/10.7937/K9/TCIA.2016.tNB1kqBU

Radiology Affiliates Imaging. (2023, 22 Mart). *What Does COVID-19 Look Like on a CT Scan?* https://4rai.com/blog/what-does-covid-19-look-like-on-a-ct-scan

Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1505.04597

Rosebrock, A. (2023, 30 Nisan). *Intersection over Union (IoU) for object detection* https://pyimagesearch.com/2016/11/07/intersection-over-union-iou-for-object-detection/

Rosebrock, A. (2021, 22 Şubat). *OpenCV connected component labeling and analysis*, https://pyimagesearch.com/2021/02/22/opencv-connected-component-labeling-and-analysis/

Saha, S., Dutta, S., Goswami, B., Nandi, D., (2023), ADU-Net: An Attention Dense U-Net based deep supervised DNN for automated lesion segmentation of COVID-19 from chest CT images. *Biomedical Signal Processing and Control*, *85*, 104974. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.104974

Salehi, S. S. M. (2017). Twersky loss function for image segmentation using 3D fully convolutional deep networks. *arXiv Preprint*. https://arxiv.org/abs/1706.05721

Shyni, M., Chitra, E., (2022). A comparative study of X-ray and CT images in COVID-19 detection using image processing and deep learning techniques. *Computer Methods and Programs in Biomedicine Update*, *2*, 100054. https://doi.org/10.1016/j.cmpbup.2022.100054

Sigmoid function. (2023, 10 Haziran). In *Wikipedia*. https://en.wikipedia.org/wiki/Sigmoid_function

Simonyan, K., Zisserman, A. (2015). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.1556

Sørensen–Dice Coefficient. (2023, 2 Haziran). In *Wikipedia*. https://en.wikipedia.org/wiki/S%C3%B8rensen%E2%80%93Dice_coefficient

T.C. Sağlık Bakanlığı. (2023, 15 Mart). *PCR* https://covid19.saglik.gov.tr/TR-66497/pcr.html

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762

Woo, S., Park, J., Lee, J., Y., Kweon, I. S. (2018). CBAM: Convolutional Block Attention Module. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1807.06521

Xu, K., Ba, J., Kiros, R., Cho, K., Courville, A., Salakhutdinov, R., Zemel, R., Bengio, Y. (2016). Show, attend and tell: Neural image caption generation with visual attention. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1502.03044

Yeghiazaryan, V., Voiculescu, I. (2018). Family of boundary overlap metrics for the evaluation of medical image segmentation. *Journal of Medical Imaging*, *5*(1), 015006. https://doi.org/10.1117/1.JMI.5.1.015006

Yin, S., Deng, H., Xu, Z., Zhu, Q., Cheng, J. (2022). SD-UNET: A Novel Segmentation Framework for CT images of lung Infections. *Electronics*, *11*(1), 130. https://doi.org/10.3390/electronics11010130

Yu, F., Koltun, V., (2016). Multi-scale context aggregation by dilated convolutions. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1511.07122

Zhang, Y., Liao, Q., Yuan, L., Zhu, H., Xing, J., Zhang, J. (2021, November 25). Exploiting shared knowledge from non-covid lesions for annotation-efficient COVID-19 CT lung infection segmentation. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34415840/

Zhao, X., Zhang, P., Song, F., Fan, G., Sun, Y., Wang, Y., Tian, Z., Zhang, L., Zhang, G. (2021). D2A U-net: Automatic segmentation of covid-19 lesions from CT slices with dilated convolution and dual attention mechanism. *arXiv Preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.05210

Zhou, T., Canu, S., Ruan, S. (2020). Automatic COVID-19 CT segmentation using U-Net integrated spatial and channel attention mechanism. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, *31*(1), 16–27. https://doi.org/10.1002/ima.22527