



T.C.

HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ

TIP FAKÜLTESİ

ACİL TIP ANABİLİM DALI

ACİL SERVİSTE İSKEMİK SEREBROVASKÜLER OLAY
ŞÜPHESİ TAŞIYAN HASTALARIN BİLGİSAYARLI
TOMOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİNİN YAPAY ZEKA İLE
DEĞERLENDİRİLMESİ

Dr. Merve BİNGÖL ÇIRAK

UZMANLIK TEZİ

Olarak Hazırlanmıştır.

ANKARA

2024



T.C.

HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ

TIP FAKÜLTESİ

ACİL TIP ANABİLİM DALI

ACİL SERVİSTE İSKEMİK SEREBROVASKÜLER OLAY
ŞÜPHESİ TAŞIYAN HASTALARIN BİLGİSAYARLI
TOMOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİNİN YAPAY ZEKA İLE
DEĞERLENDİRİLMESİ

Dr. Merve BİNGÖL ÇIRAK

UZMANLIK TEZİ

Olarak Hazırlanmıştır.

TEZ DANIŞMANI

Doç. Dr. Mehmet Ali KARACA

ANKARA

2024

TEŞEKKÜR

Başta bir Türk genci olarak akademik çalışmalarımızı Türkiye Cumhuriyeti'nde, güzel Türkçemizi kullanarak yapabilmemizi bütün Türk gençliğine sağlamış olan ebedi başkomutan ve başöğretmenimiz Halaskârgazi Mareşal Mustafa Kemal Atatürk'e, aziz silah arkadaşlarına ve tüm aziz şehitlerimize;

Birlikte yürüttüğümüz tez çalışmamda bana yol gösteren ve yönlendirici katkılarıyla her zaman yanımda olan, uzmanlık eğitimim boyunca desteğini esirgemeyen tez danışman hocam Doç. Dr. Mehmet Ali KARACA'ya;

Uzmanlık eğitimim süresince deneyimleri ve bilgilerinden feyz aldığım değerli hocalarım başta Anabilim Dalı Başkanımız sayın Prof. Dr. Meltem AKKAŞ olmak üzere; değerli öğretim üyelerimiz Prof. Dr. Nalan METİN AKSU, Doç. Dr. Bülent ERBİL ve Öğr. Gör. Dr. Mehmet Mahir KUNT'a, yine çalışmamızda emeğini ve desteğini esirgemeyen değerli hocam Prof. Dr. Erhan AKPINAR'a;

Hem uzmanlık eğitimi süresince hem de tez çalışması aşamasında benden hiçbir koşulda desteğini, zamanını ve emeğini esirgemeyen Öğr.Gör. Dr. Volkan ARSLAN'a; eğitimime katkı ve desteklerinden ötürü Dr. Öğr. Gör. Ali BATUR ve Dr. Öğr. Gör. Elif ÖZTÜRK İNCE'ye;

Çalışmada emeği bulunan bilgisayar mühendisi Cemal Can BEKMEZ'e ve çalışmanın verilerinin analizinde yardımcı olan Hacettepe Üniversitesi Biyoistatistik Anabilim Dalından Araş. Gör. Hanife AVCI'ya;

Birlikte çalışmaktan keyif aldığım tüm asistan arkadaşlarıma, hemşire ekibimize, acil servisimizin tüm personellerine;

Hayatıma anlam katan, her saniyemde desteğini hissettiğim, sevdiğim, mutluluk kaynağım, biricik eşim Dr. Alaz ÇIRAK'a ve sevgili aileme;

Birbirinden değerli katkılarından ötürü en kalbi duygularıyla sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

ÖZET

Bingöl Çıracak, M; Acil Serviste İskemik Serebrovasküler Olay Şüphesi Taşıyan Hastaların Bilgisayarlı Tomografi Görüntülerinin Yapay Zeka ile Değerlendirilmesi, Hacettepe Üniversitesi Tıp Fakültesi, Acil Tıp Uzmanlık Tezi. Ankara, 2024. Bu çalışmada erişkin hastalarda mortalite ve morbiditenin önemli bir nedeni olan iskemik serebrovasküler olay ön tanısı ile acile servise başvuran hastaların; beyin-boyun anjiyografi görüntüleriyle iskemiye sebep olan trombüsü acil serviste erken dönemde tanımak ve endovasküler tedaviye uygun hastaları tespit etmek için tarafımızca geliştirilen bir yapay zeka tabanlı bir bilgisayar destekli yazılımın başarısı incelenmiştir. Retrospektif metodolojik bir araştırma olarak yapılan bu çalışmada, Hacettepe Üniversitesi Tıp Fakültesi Hastanesi Erişkin Acil Servisi'ne 01.08.2017-31.07.2022 tarihleri arasında başvuran ve iskemik serebrovasküler olay ön tanısı ile beyin-boyun anjiyografiyle görüntülenen 1860 hastaya ait veriler analiz edilmiştir. Hastalara ait görüntüler DICOM formatında kaydedildikten sonra Python programlama diliyle yazılmış olan algoritma üzerinde standardize edilerek değerlendirilmiştir. Tasarlanan yapay zeka algoritması tarafından bu hastaların beyin-boyun anjiyografi görüntüleri, trombüs varlığı ve yokluğu açısından değerlendirilmiştir. Çalışmaya dahil edilen hastaların %48,2'sinin kadın (n=897), %51,8'inin erkek olduğu görüldü (n=963). Median yaş 64,65 yıl olarak hesaplanmıştır. Radyolog yorumu altın standart olarak baz alındığında; trombüs varlığı ve yokluğu açısından yapay zeka analizinin sensitivitesi %62,89, spesifitesi %19,13, pozitif prediktif değeri %19,3, negatif prediktif değeri ise %76,11 olarak hesaplanmıştır. ICA açısından yapay zeka analizinin sensitivitesi %92,9, spesifitesi %22,2, pozitif prediktif değer %2,14 negatif prediktif değer %99,19 olarak hesaplanmıştır. MCA açısından yapay zeka analizinin sensitivitesi %80,7, spesifitesi %21,9, pozitif prediktif değer %5,19, negatif prediktif değer %99,55 olarak hesaplanmıştır. PCA açısından yapay zeka analizinin sensitivitesi %90,5, spesifitesi %22 pozitif prediktif değer %0,02, negatif prediktif değer %99,19 olarak hesaplanmıştır. ACA açısından yapay zeka analizinin sensitivitesi %88,9, spesifitesi %21,9, için pozitif prediktif değer %0,90, negatif prediktif değer %99,59 olarak hesaplanmıştır. Sonuç olarak 24 saat radyoloji uzmanının olmadığı acil servislerde yapay zeka tabanlı yazılımların kullanımı ile iskemik serebrovasküler olay olan hastalarda trombüsü erken tespit etmede veya trombüs varlığını dışlamada acil servis hekimlerine büyük kolaylık sağlayacaktır. Çalışmamızda geliştirilen yapay zeka programının pek çok açıdan geliştirilmesi gerekmektedir. Çalıřmamızda geliştirilen yapay zeka programının pek çok açıdan geliştirilmesi gerekmektedir. Çalıřmamızda geliştirilen yapay zeka programının pek çok açıdan geliştirilmesi gerekmektedir.

Anahtar Kelimeler: Bilgisayarlı Tomografi Anjiyografi, İskemik İnme, Tanı, Trombektomi, Yapay Zeka

ABSTRACT

Bingöl Çırak, M; Evaluation of Computerized Tomography Images of Patients with Risk of Ischemic Cerebrovascular Occlusion Using Artificial Intelligence in Emergency Department, Hacettepe University Faculty of Medicine, Department of Emergency Medicine, Master Thesis, Ankara, 2024. In this study, the performance of an artificial intelligence-based computer software, that was created by researchers in the present study, in recognizing ischemia causing thrombi using brain-neck computerized tomography angiography images and in detecting patients suitable for endovascular treatment among patients who admit to the emergency department with preliminary diagnosis of ischemic cerebrovascular event, was evaluated. In this retrospective study, the data of 1860 patients who admit to Hacettepe University Faculty of Medicine Emergency Department between the dates 01.08.2017-31.07.2022 and who were administered brain-neck computerized tomography angiography imaging with preliminary diagnosis of ischemic cerebrovascular event were analyzed. After the images were downloaded in DICOM format, images were evaluated uniformly using the algorithm that was written with Python coding language. Brain-neck computerized tomography angiography images were evaluated in terms of presence or absence of a thrombus using the artificial intelligence-based algorithm that was developed by the researchers. 48.2% of the patients were female (n=897), 51.8% were male (n=963). Median age was 64.65 years. Performance parameters of the algorithm on detecting thrombi when radiologist interpretation was defined as the gold standard were as follows: sensitivity 62.89%, specificity 19.13%, positive predictive rate 19.3%, negative predictive rate 76.11%. Parameters of the algorithm on detecting thrombi on ICA were calculated as: sensitivity 92.9%, specificity 22.2%, positive predictive rate 2.14%, negative predictive rate 99.19%. Parameters of the algorithm on detecting thrombi on MCA were calculated as: sensitivity 80.7%, specificity 21.9%, positive predictive rate 5.19%, negative predictive rate 99.55%. Parameters of the algorithm on detecting thrombi on PCA were calculated as: sensitivity 90.5%, specificity 22%, positive predictive rate 0.02%, negative predictive rate 99.19%. Parameters of the algorithm on detecting thrombi on ACA were calculated as: sensitivity 88.9%, specificity 21.9%, positive predictive rate 0.90%, negative predictive rate 99.59%. In conclusion, the use of artificial intelligence-based algorithms in emergency departments where radiology consultation is not available 24/7, will be greatly helpful for practitioners in early detection or exclusion of cerebrovascular thrombi. Although the software created in the present study needs to be further developed and updated in many aspects, it can be considered as a preliminary screening test in the clinical practice.

Keywords: Artificial intelligence, Computed Tomography Angiography, Diagnosis, Ischemic Stroke, Thrombectomy

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR	iii
ÖZET.....	iv
ABSTRACT	v
İÇİNDEKİLER	vi
SİMGELER VE KISALTMALAR	viii
TABLolar	x
ŞEKİLLER	xi
1. GİRİŞ VE AMAÇ	1
2. GENEL BİLGİLER.....	4
2.1. Akut İskemik İnme.....	4
2.1.1. Tanım ve Epidemiyoloji.....	4
2.1.2. Patofizyoloji ve Anatomi.....	4
2.1.3. Akut İskemik İnmede Klinik Özellikler	6
2.1.4. Akut İskemik İnmede Görüntüleme Yöntemleri	8
2.1.5. Akut İskemik İnme Yönetimi ve Tedavi Hedefleri	10
2.2. Yapay Zeka	13
2.2.1. Evrişimli Sinir Ağları.....	14
2.2.2. Python.....	14
3. GEREÇ VE YÖNTEM.....	15
3.1. Araştırmanın Yeri	15
3.2. Araştırmanın Zamanı	15
3.3. Araştırmanın Evreni, Örnekleme, Araştırma Grubu	15
3.4. Araştırmanın Yöntemi ve Veri Toplama Araçları	15
3.4.1. İlk Eğitim Aşaması.....	18
3.4.2. İkinci Eğitim Aşaması.....	20
3.4.3. Üçüncü Eğitim Aşaması.....	25
3.4.4. Sonuçlar	27

4. BULGULAR	29
5. TARTIŞMA	38
5.1. Kısıtlılıklar	44
6. SONUÇLAR	45
KAYNAKÇA	46



SİMGELER VE KISALTMALAR

AC	: Akciğer
ACA	: Anterior Cerebral Artery
ACCESS	: Automatic Assessment of Colletral Circulation İn Ischemic Stroke
ADC	: Apparent Diffüsson Coefficient
AF	: Atriyal Fibrilasyon
AHA	: American Heart Association
AP	: Automation Platform
ASA	: American Stroke Association
ASA	: Asetilsalisilik Asit
ASPECTS	: Alberta Stroke Program Early Computer Tomography Score
BT	: Bilgisayarlı Tomografi
BTA	: Bilgisayarlı Tomografi Anjiyografi
CBF	: Cerebral Blood Flow
CHAHE	: Constrast Limited Adaptive Histogram Equalization
CNN	: Convolutional Neural Network
COVID	: Coronavirus Disease
DICOM	: Digital Imaging and Communications in Medicine
DM	: Diabetes Mellitus
DMAH	: Düşük Molekül Ağırlıklı Heparin
DWI	: Diffiusion Weighted İmaging,
ESC	: European Society of Cardiology
ESO	: European Stroke Organisation
EVT	: Endovasküler Tedavi
FN	: False Negative

FP	: False Positive
HL	: Hiperlipidemi
HT	: Hipertansiyon
ICA	: İnternal Carotid Artery
İVT	: İntravenöz Tromboliz
KAH	: Koroner Arter Hastalığı
KBH	: Kronik Böbrek Hastalığı
KKY	: Konjestif Kalp Yetmezliği
KOAH	: Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı
LVO	: Large Vessel Occlusion
MCA	: Middle Cerebral Artery
MRG	: Manyetik Rezonans Görüntüleme
mRS	: Modified Rankin Scale
MT	: Mekanik Tromboliz
NIHSS	: National Institutes of Healty Stroke Scale
PACS	: Picture Archiving and Communication Systems
PCA	: Posterior Cerebral Artery
ReLU	: Rectified Linear Unit
rtpA	: Recombinant Tissue Plasminogen Activator
SPSS	: Statistical Package for the Social Sciences
SVO	: Serebrovasküler Olay
TN	: True Negative
TP	: True Positive
tPA	: Tissue Plasminogen Activator
TUİK	: Türkiye İstatistik Kurumu

TABLÖLAR

Tablo 1.	Ulusal Sağlık İnme Ölçeđi (NIHSS).....	7
Tablo 2.	Ulusal Nörolojik Bozukluklar ve İnme Enstitüsü Potansiyel Trombolitik Adaylar İçin Önerilen İnme Deđerlendirme Hedefleri	10
Tablo 3.	Amerikan Kalp Derneđi (AHA) / Amerikan İnme Derneđi (ASA) 2018 Akut İskemik İnmede IV tPA İçin Dahil Etme Kriterleri	12
Tablo 4.	Endovasküler Tedavi için AHA/ASA Endikasyonları.....	13
Tablo 5.	Hastaların Demografik Özellikleri	31
Tablo 6.	Yapay Zeka Eđitimi İçin Kullanılan ve Tüm Hastaların Radyoloji Raporlarına Göre Saptanan Patolojiler.....	32
Tablo 7.	Yapay Zeka Programı ile Radyolog Yorumlarının Karşılaştırılması.....	33
Tablo 8.	Yapay Zeka Analizine Katılan Tüm Hastaların ICA, MCA, PCA, ACA Olarak Radyolog Yorumuna Göre Ayrı Ayrı Deđerlendirilmesi ...	34
Tablo 9.	İlk 6 Saat İçerisinde Mekanik Trombektomi ve Medikal Tedavi Uygulanan Hastaların Yapay Zeka ile Deđerlendirilmesi	35
Tablo 10.	Tedavi.....	36
Tablo 11.	Hastaların Sonlanımı.....	37

ŞEKİLLER

Şekil 1. ICA, MCA, ACA, PCA'nın Anatomisi	6
Şekil 2. BT Anjiyografinin Aksiyel Rekonstrüksiyonunun Siyah-Beyaz Hale Getirilmiş Ham Hali.....	22
Şekil 3. Şekil 2'deki BT kesitinin CLAHE Histogram Eşitlemesi Uygulanmış Hali.....	22
Şekil 4. Çalışmanın Akış Şeması	29
Şekil 5. Hastaların Cinsiyet Dağılımı.....	30
Şekil 6. Hastaların Yaş Histogramı.....	30



1. GİRİŞ VE AMAÇ

Serebrovasküler olay (SVO), iskemik veya hemorajik nedenlerle gelişen nörolojik defisit olarak tanımlanır ve SVO, sebepleri ve sonuçları açısından heterojen bir hastalıktır [1]. İskemik inme, serebral arterlerde meydana gelen akut tıkanıklık veya daralma ile oluşabilirken, hemorajik inme ise beyin damarlarında bulunan bir anevrizmanın rüptürü veya travma sonrasında gelişir ya da spontan olarak gelişebilir ve iskemik inme tüm inme olguları içinde %85-90 oranında görülürken, hemorajik inme %10-15 oranında görülür [2]. Türkiye’de ölüme neden olan ilk 10 hastalık sıralandığında, birinci sırada %21,7 oran ile kardiyovasküler hastalıklar yer alırken, ikinci sırada %15 oran ile SVO’lar yer almaktadır [3].

Akut SVO kliniği ile acil servise başvuran hastalarda doğru tanının konulması ve etkin tedavi seçeneklerinin değerlendirilebilmesi için görüntüleme yöntemleri oldukça önemlidir [4]. Hastanın acil servise başvurusundan itibaren ilk 25 dakika içerisinde kontrastsız bilgisayarlı tomografi (BT) çekilmelidir ve BT; erişilebilirliği, uygulama ve sonuçlanmasının hızlı olması nedeniyle, akut iskemik inme görüntülemesinde en sık kullanılan yöntemdir [5]. BT anjiyografi (BTA) baş-boyun damarlarının değerlendirilmesinde ilk seçilecek yöntem olup, arteriyel stenoz ve oklüzyonları gösterirken damar duvarlarının yapısını gösterir [6]. BTA ile intrakraniyal büyük damar oklüzyonu ve stenozunun tanınma oranı çok yüksektir ve tanının doğruluk oranı en az altın standart vasküler görüntüleme yöntemi olan dijital substraksiyon anjiyografi (DSA) kadar yüksektir; intrakraniyal oklüzyonları tespit etmede duyarlılık ve özgüllük değerleri, sırasıyla %92-100 ve %82-100 arasında değişmektedir ve pozitif prediktif değeri %91-100 arasındadır [5]. Kontrastsız BT uygulamasından sonra, hasta henüz BT cihazında iken görüntüler değerlendirilerek, endovasküler tedavi (EVT) kararı için BTA ile büyük damar tıkanıklıkları değerlendirilir. BTA ile trombusun varlığına ek olarak trombusun yerleşimi, uzunluğu ve kollaterallerin durumu değerlendirilebilir [7]. BTA’da, venöz kateterizasyonun ardından intravenöz (İV) olarak noniyonik iyotlu kontrast madde enjeksiyonu yapılır, vasküler görüntüler elde edildikten sonra cihaz ‘maksimum intensite projeksiyon’ (MIP) ve 3 boyutlu görüntüleri oluşturur [8]. MIP görüntülerinin değişik planlarda

değerlendirilmesi ile büyük damar oklüzyonu varlığı, trombüs lokalizasyonu ve uzanımı değerlendirilir [9].

Akut iskemik inme tedavisinde intravenöz trombolitik tedavi (doku plazminojen aktivatörü (tPA)) veya endovasküler tedavi-mekanik tromboliz (EVT-MT) uygulanabilmektedir. Bu tedaviler temel olarak iskemik SVO'larda trombüse yönelik reperfüzyon tedavileridir ve tıkalı damarın açılarak kan akımının restorasyonunu sağlamayı amaçlar [10]. Akut iskemik SVO'nun reperfüzyon tedavisinde en önemli faktör tedavinin başlanmasına kadar geçen zamandır, IV trombolitik tedavi iskemik inmenin ilk 4,5 saatinde başlandığı zaman etkili ve güvenilir tedavi olup ne kadar erken başlatılırsa o kadar etkilidir [11]. IV tPA tedavisi etkili ve kolay ulaşılabilen bir tedavi olmasına rağmen ülkemizde inme semptomlarının farkındalığının az olması nedeniyle hastalar acil servise geç başvurdıkları için bu tedaviden yeterince faydalanamamaktadır, ayrıca IV tPA tedavisi, kontrendikasyonları sebebiyle de pek çok hastada uygulanamamaktadır [12]. Yapılan bir derlemede hastaların %23'ünün ilk 3 saat içinde IV tPA tedavisi aldığı, %41'inin 3-4.5 saat arasında IV tPA tedavisi aldığı, hastaların %35'inin ise 4.5 saatten daha geç IV tPA tedavisi aldığı görülmüştür [13]. Yapılan başka bir çalışmada acil servise inme ile başvuran hastaların yalnızca %27'sinin acile başvuru ile IV tPA tedavisi başlangıcı arasında geçen sürenin ideal hedef olan 60 dakikadan kısa olduğu görülmüştür [14]. Mekanik trombektomi tedavisi ise, anjiyografi laboratuvarında beyin damarını tıkayan trombüsün mekanik olarak uzaklaştırılmasına dayanır [15]. Büyük damar oklüzyonuna bağlı akut iskemik inme hastalarında, Amerikan Kalp Derneği (AHA)/Amerikan İnme Derneği (ASA) kılavuzunda (A Guideline for Healthcare Professionals From the American Heart Association/American Stroke Association) seçilmiş hastalarda EVT sınıf I, kanıt düzeyi A olarak önerilmektedir [16].

Teknolojik gelişmeler ile bilgisayar tabanlı programların kullanılarak geliştirilen algoritmalar ile elde edilen görüntülerin yapay zeka programlarıyla değerlendirilmesi konusunda son yıllarda yeni çalışmalar mevcuttur. Bu çalışmalar radyolojik görüntülemelerin yorumlanması üzerine yoğunlaşmaktadır. 2019 yılında yapay zeka yazılımları kullanılarak akut iskemik SVO görüntüleri incelenen bir

çalışmada Amukotuva ve ark. 477 tane beyin BTA incelemesi yapılan vakayı değerlendirir. Hastaların BT görüntüleri uzman radyologlar tarafından da değerlendirir ve 78 hastanın büyük damar oklüzyonu, 28 hastada izole M2 segment oklüzyonu olduğu saptanır. Çalışmanın sonucuna göre yapay zeka yazılımının duyarlılık, negatif tahmin değeri ve özgüllük sırasıyla , intrakraniyal büyük damar oklüzyonu tespiti için 0.94, 0.98 ve 0.76 ve intrakraniyal büyük damar oklüzyonu veya M2 segmentli orta serebral arter tıkanıklığının oklüzyonu için 0.92, 0.97 ve 0.81 şeklindedir [17]. Çalışmaların sonucu olarak yapay zeka yazılımı hızlı işlem süreleri ile büyük damar oklüzyonu tespiti için yüksek hassasiyete ve negatif prediktif değerine sahiptir. Bu sayede radyoloji hekimine ulaşılmasında zorluk yaşanan merkezlerde yapay zeka programlarının kullanılması acil hekimine zaman kazandıracak ve hastaların yönetim süreçlerini de hızlandıracaktır.

Bu çalışmada amacımız, tarafımızca geliştirilen bir yapay zeka uygulamasının kullanımı ile acil servise iskemik SVO ile gelen hastalarda BTA çekimi sonrası büyük damar oklüzyonunu hızlıca belirlemek ve EVT için kapı iğne zamanını en kısa süreye indirmektir.

2. GENEL BİLGİLER

2.1. Akut İskemik İnme

2.1.1. Tanım ve Epidemiyoloji

Dünya sağlık örgütü inmeyi en geniş anlamıyla “serebral fonksiyonlardaki fokal bozukluğa ilişkin, 24 saatten fazla süren ya da vasküler kökenli bir neden dışında başka belirgin bir neden olmaksızın ölümüne yol açan, hızlı gelişen klinik belirtiler” şeklinde tanımlamıştır [18]. İnme serebral kan akışının beynin belirli bir bölgesinde, retina veya omurilikte azaltarak nörolojik bozukluğa neden olan herhangi bir damarsal yaralanma olarak tanımlanabilir, Amerika Birleşik Devletleri’nde her yıl 795.000 kişiye inme tanısı konmaktadır ve her 40 saniyede bir inme olgusu ve her 4 dakikada bir inmeye bağlı ölüm gerçekleşmektedir. Bu hastaların %77’si ilk kez inme geçirmekteyken, %23’ü tekrarlayan inme vakalarıdır [19]. Türkiye’de TÜİK verilerine göre 2021 yılında ölüm sebepleri arasında dolaşım sistemi hastalıklarından kaynaklı ölümler ilk sırada yer almıştır. Dolaşım sistemi hastalıkları alt ölüm nedenlerine göre sınıflandırıldığında %41,8’i iskemik kalp hastalıklarından, %23,3’ü diğer kalp hastalıklarından, %18,9’u serebro-vasküler hastalık olarak sıralanmıştır [20]. İnme Türkiye ve dünya için önemli bir mortalite ve morbidite sebebidir.

2.1.2. Patofizyoloji ve Anatomi

İnme temel olarak santral sinir sistemine giden kan akımının kesintiye uğraması sonucu oluşan bir hastalıktır. Bunun sonucunda gelişen hücresel hasar ve ikincil olarak ortaya çıkan mediyatörler doku hasarını ve iskemik dokunun merkezindeki nekrozu oluşturur ve doku hasarı sonucunda oluşan ödem ve iskemik dokunun oluşturduğu kitle etkisi gibi faktörler başlangıçtaki hasarı arttırabilir [21]. İskemik beyin alanının merkezinde bulunan nekrotik çekirdeğe bitişik beyin dokusu, serebral kan akışında azalma (CBF) ile karakterize olan, ancak iyonik hemostazı ve transmembran elektrik potansiyeli korunmuş, iskemik penumbra olarak tanımlanmıştır [22]. İskemik merkezi alanda, hücresel kaynakların kesilmesi sonucu iyon pompa sistemleri hemen iflas ederken, penumbra’da elektrik aktivite bozuklukları

görülmesine rağmen membran hemostazı korunmuştur ve penumbranın yaşamsallığının dinamik olduğu, müdahale edilmezse kısa sürede merkezdeki infarkt dokusuna katıldığı görülmüştür [23]. Bu sebeple akut serebrovasküler olay (SVO) yönetiminde "zaman beyindir" anlayışı yerleşmiştir ve penumbra alanı hem deneysel hem de klinik tedavi çalışmalarında hedef alınan "kurtarılacak doku" olarak kabul edilmektedir [24].

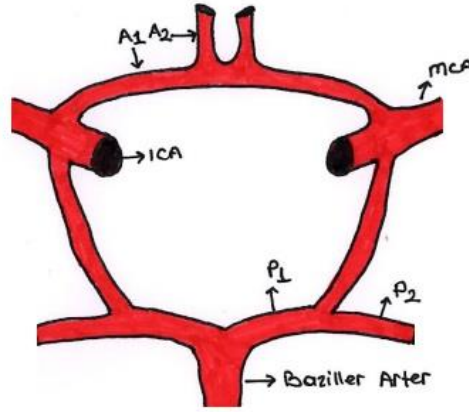
Beyin, aort ve diğer büyük damarlardan köken alan, ekstrakraniyal olarak başlayan, intrakraniyal olarak devam eden karotis ve vertebral arterler tarafından beslenir ve karotis ve dalları anterior dolaşım olarak, vertebrobaziller arter ise posterior dolaşım olarak anılır [25]. Sağ common karotis arter innominate arter bifurkasyonundan köken alırken, sol common karotis doğrudan aortik arkten oluşur. Common karotis arter internal ve eksternal olmak üzere ikiye ayrılır [26].

Ardından her iki tarafın internal karotis arterleri posteriordaki baziler arter ile komminikan arterler ile birleşerek 'Willis poligonu'nu oluşturur [27]. İnternal karotisler, anterior serebral arter (anterior cerebral artery-ACA) ve orta serebral arter (middle cerebral artery- MCA) olan terminal dalları olarak devam ederken, baziler arter ise posterior serebral arter (posterior cerebral artery-PCA) olarak devam eder [18].

Orta serebral arter (MCA), internal karotis arterin (ICA) iki terminal dalından biridir ve ortalama çapı 3,35 mm'dir [28]. MCA'nın ana gövdesi "anterior perforated substans"ın altında laterale doğru yönelir, yaklaşık 1cm posteriora doğru "sfenoid ridge" arkasından laterale doğru geçer ve "sylvian fissür"de dallara ayrılır [29]. MCA anatomik olarak dört bölümde incelenir, bu bölümler: M1 (sfenoidal), M2 (insular), M3 (operkular), M4 (kortikal) segmenttir [30]. M1 segmenti MCA'nın ilk dalıdır ve "sylvian fissür" derinliğinde laterale doğru uzanır ve M2 segmenti trunklardan oluşur ve "insula"yı sular [31]. M3 segmenti "insula"nın "sirküler sulkusu"ndan başlar ve "sylvian fissür"ün yüzeyinde sonlanır ve M4 segmenti ise "sylvian fissür" yüzeyinde başlar ve serebral hemisferlerin kortikal yüzeylerine gider [31].

Anterior serebral arter (ACA), ICA'nın iki terminal dalından birisidir ve A1 den A5 e kadar sınıflandırılır [32]. ACA, internal karotid arterden köken alır ve anteromedial olarak devam eder. Sonrasında anterior comminükan arteri (ACoA) oluşur ve her iki ACA arasında bir anastomoz yapar [33].

Baziler bifurkasyondan çıkan posterior serebral arter (PSA), P1 den P4 kadar sınıflandırılır [34]. P1 posterior kommunikan artere kadar uzanır ve biter [35]. P2 segmentinin talamogenikulat arterleri ve posterior koroidal arterleri içerir ve P3 ve P4 yüzeysel dallardır [36].Şekil 1 de ICA,MCA,ACA ve PCA'nın anatomisi tarafımca görselleştirilmiştir.



Şekil 1. ICA, MCA, ACA, PCA'nın Anatomisi

2.1.3. Akut İskemik İnmede Klinik Özellikler

İskemik inme klinik olarak birçok şekilde görülebilir. İskemik inmenin tarihsel olarak en sık görülen özelliği semptomlarla uyanma veya akut başlangıçtır, en sık görülen fizik muayene bulguları ise tek taraflı güçsüzlük ve konuşma bozukluğudur [37]. Posterior dolaşımı etkileyen inmelerin tanınması ve teşhis edilmesi zor olabilir [38]. Posterior dolaşım alanında meydana gelen SVO'ların sebep olduğu klinik tablolar vertebrobaziler sistemle ilgili geçici iskemik ataklardan, "Locked-in sendromu"na kadar değişebilen geniş bir dağılım aralığı göstermektedir [18]. OSA iskemisinde nazolabial oluğun silinmesi ve ekstremitelerde güçsüzlük meydana gelmektedir [39]. ASA tıkanıklığı nadir görülür, tek taraflı tıkanıklık olduğunda üst

ekstremiteler ve yüz korunmakla birlikte, tıkanıklığın karşı tarafında alt ekstremitelerde duyu ve motor semptomlara sebep olabilir [5].

Akut SVO'larda klinik bulguları kantitatif olarak tanımlamak için Amerikan Ulusal Sağlık Enstitüsü'nün tanımlamış olduğu Ulusal Sağlık İnme Ölçeği (National Institutes of Health Stroke Scale -NIHSS) inme skalası kullanılmaktadır (Tablo-1) [18]. NIHSS felç şiddetinin en yaygın kullanılan sınıflandırmalarından biridir [40]. Ölçeğin temel kullanım amacı, tPA uygulamasının uygun olup olmadığını belirlemek için felç şiddetini değerlendirmektir. Ayrıca hastalığın prognozunu öngörmek için de kullanılmaktadır [38].

Tablo 1. Ulusal Sağlık İnme Ölçeği (NIHSS)(18)

1a. Bilinç düzeyi	0: Alert, yanıtı çok iyi 1: Alert değil, minör uyarı ile yanıt alınabiliyor 2: Alert değil, ağırlı uyarılarla yanıt alınabiliyor 3: Sadece motor refleks ya da otonomik yanıt alınabiliyor ya da yanıtsız
1b. Bilinç düzeyi değerlendirme soruları: Ay, yaş Afazik veya anlamıyorsa skor 2 olarak, entübe ise skor 1 olarak kabul edilir	0: 2 soruya da doğru cevap 1: 1 soruya doğru cevap 2: 2 soruya da yanlış cevap
1c. Bilinç düzeyi değerlendirme komutları: Gözlerini açıp kapatması ve paratik olmayan elini sıkıp bırakması istenir	0: 2 komutu da doğru olarak yerine getirmesi 1: 1 komutu doğru olarak yerine getirmesi 2: Komutların ikisini de yapamaması
2. Göz hareketleri: Sadece horizontal göz hareketleri değerlendirilir	0: Normal 1: Parsiyel bakış perezisi 2: Zorlu deviasyon ya da oküloşefalik manevra ile düzelmeyen total bakış perezisi
3. Görme	0: Görme kaybı yok 1: Parsiyel hemianopsi 2: Komplet hemianopsi 3: Bilateral hemianopsi
4. Fasiyal parezi: Hastadan dişlerini göstermesi ya da kaşlarını kaldırıp gözlerini kapatması istenir	0: Normal, simetrik hareket 1: Minör paralizi 2: Parsiyel paralizi 3: Komplet paralizi

Tablo 1.'in devamı

5. Kolun motor değerlendirilmesi: Uygun pozisyonda avuç içleri aşağı bakacak şekilde kollarını uzatması istenir. 10 saniyeden önce düşürürse 1 puan olarak skorlanır.	0: Kas gücü tam 1: Kolunu kaldırıyor fakat 10 saniyeden önce düşürüyor 2: Yer çekimine karşı bir miktar efor gösteriyor 3: Yer çekimine karşı koyamıyor 4: Hareket yok
6. Alt ekstremitenin motor değerlendirmesi: Supin pozisyonda 30 derece kaldırıp tutması istenir. 5 saniyeden önce düşürürse 1 puan olarak skorlanır.	0: Kas gücü tam 1: 5 saniye dolmadan düşüyor 2: Yer çekimine karşı bir miktar efor var 3: Yer çekimine karşı efor yok 4: Hareket yok
7. Ekstremitte ataksisi	0: Yok 1: 1 ekstremitede var 2: 2 ekstremitede var
8. Duyu: İğne batırılarak hissetme, yüz buruşturma veya ağrılı uyarandan kaçınma hareketi değerlendirilir.	0: Normal, duyu kusuru yok 1: Hafif-orta derece duyu kaybı 2: Ciddi-tam duyu kaybı
9. Konuşma	0: Normal, afazi yok 1: Hafif-orta derece afazi 2: Ciddi afazi 4: Sessiz ya da global afazi
10. Dizartri	0: Normal 1: Hafif-orta dizartri 2: Ciddi dizartri
11. İhmal	0: Anormallik yok 1: Vizüel, taktil, işitsel ya da kişisel ihmal 2: Vücudun bir yarısına derin ihmal

İnme sonrası engelliliğin ya da bağımlılığın derecesini belirlemek için kullanılan global ölçek olan Rankin Skalasıdır (mRS) [41]. Bu skalaya göre; 0-2 puan fonksiyonel olarak bağımsızlığı, 3-5 puan bağımlılığı, 6 puan ise ölümü ifade etmektedir [42].

2.1.4. Akut İskemik İnmede Görüntüleme Yöntemleri

Klinik tablonun akut olarak gelişmesi durumunda görüntülemeye ilk olarak kontrastsız beyin BT ile başlanır [43]. BT, acil koşullarda yapılabilmesi ve çoğu hastanede bulunması nedeniyle sıklıkla başvuru olan bir görüntüleme yöntemidir. BT

incelemesi genellikle hem iskemik inmeyi taklit eden tümör, vasküler malformasyon veya subdural hematoma saptanması için hem de tedavi için kontrendikasyon oluşturan kanamaların görülüp dışlanması amacıyla yapılmaktadır [44]. Akut inme görüntülenmesinde yapılan BT incelemesi başlıca şu sorulara hızlıca yanıt vermelidir[9]:

1) Kontrastsız BT’de kitle veya inme taklitçisi başka bir patoloji var mı?

2) Kontrastsız BT’de IV tPA veya EVT için kontrendike intraserebral kanama veya geniş, hipodens, oturmuş enfarkt var mı?

3) BTA’da EVT ile tedavi edilebilecek proksimal büyük damar oklüzyonu var mı?

4) BTA kaynak görüntüde veya BT perfüzyon incelemede tPA veya EVT için göreceli kontrendike geniş kor enfarkt var mı?

Ayrıca EVT için uygun hastalarda Alberta İnme Programı Erken BT Skoru (Alberta Stroke Program Early CT score, ASPECTS) hesaplanır [45]. ASPECTS, kontrastsız BT’de MCA sulama alanındaki erken iskemik değişiklikleri hızlı bir şekilde değerlendirmek için kullanılan 10 puanlık kantitatif bir skora sistemidir [46]. Posterior dolaşım akut iskemik inmelerinin de klinik yanıtını öngörmek için benzer şekilde PCA-SPECTS skora sistemi oluşturulmuştur [47].

Kontrastsız BT’nin hemen sonrasında alınan tek veya multifazik BTA ile, akut iskemik inmede EVT için uygun olan büyük damar oklüzyonu olup olmadığına karar verilir. Ayrıca intravasküler trombus lokalizasyonu ve uzunluğu, kollateral akım ve trombüse kaynak olarak inmeye neden olabilecek ekstrakraniyal aterosklerotik plaklar değerlendirilir [9].

Manyetik rezonans görüntüleme (MRG), tüm inme olgularının değerlendirilmesinde yer alabilen bir görüntüleme yöntemidir. İki sekansı bulunur ve “apparent diffusion coefficient (ADC), “diffusion weighted imaging”-difüzyon ağırlıklı görüntüleme (DWI) şeklindedir. Dokudaki su moleküllerinde artış olan yere

göre görüntüler farklı olmaktadır. Sitotoksik ödemde, su moleküllerinin difüzyon kabiliyetlerindeki azalmadan ötürü ekstrasellüler su içeriği azalır. Bu durum, enfarktın başlamasından sonraki ilk 1-2 saat içerisinde MRG'de "apparent diffusion coefficient (ADC)" de azalma ve "diffusion weighted imaging-difüzyon ağırlıklı görüntüleme (DWI)" de sinyal artışı olarak görülür. İskemik inmenin başlangıcından 30 dakika sonra gelişen difüzyonda kısıtlanma ve azalma ile görüntü meydana gelmektedir [48, 49].

2.1.5. Akut İskemik İnme Yönetimi ve Tedavi Hedefleri

Akut iskemik inmenin yönetimi başlıca: standart tedavi, kan basıncı kontrolü, hiperglisemi, antiplatelet tedavi, intravenöz tromboliz (İVT) ve endovasküler tedavi/mekanik tromboliz (EVT/MT) başlıklarından oluşur. Tedavi hedefleri ise Tablo 2'de belirtilmiştir [16].

Tablo 2. Ulusal Nörolojik Bozukluklar ve İnme Enstitüsü Potansiyel Trombolitik Adaylar İçin Önerilen İnme Değerlendirme Hedefleri (34)

Yönetim Bileşeni	Hedef Zaman Çerçevesi
Kapı-doktor	≤ 10 dakika
Kapı –BT tamamlanması	≤ 25 dakika
Kapı –BT yorumlanması	≤ 45 dakika
Kapı-tedavi	≤ 60 dakika
Kapı –inme ünitesine yatış	≤ 3 saat

Acil servise iskemik inme ile başvuran hastalar acil servise başvuran diğer hayatı tehdit eden sebeplere yaklaşım gibi hastayı ilk olarak ABC stabilizasyonu olmalıdır. Sonrasında dehidratasyon, ateş, kan basıncı yönetimi gelmektedir.

Hem Amerikan Kalp Derneği (AHA) hem de Avrupa İnme Organizasyonu (ESO) kılavuzları, İVT veya EVT/MT için uygun olmayan hastalarda kan basıncının 220/120 mmHg'yi aşmadığı sürece düşürülmemesi gerektiğini belirtmektedir [16]. Bununla birlikte, akut iskemik SVO hastalarında diğer ciddi akut komorbiditelerin (örneğin, akut koroner olay, akut kalp yetmezliği, aort diseksiyonu veya

preeklampsi/eklampsi) semptomları görülebilir ve acil kan basıncı düşüşü gerekebilir [50, 51]. Kan basıncındaki abartılı bir düşüş, enfarkt alanının ilerlemesi veya akut böbrek hasarı gibi komplikasyonlara yol açabileceğinden, kan basıncının düşürülmesinin dikkatli ve bireyselleştirilmesi gerektiği vurgulanmaktadır [51].

Mevcut AHA ve ESO kılavuzlarına göre, İVT tedavisi için uygun hastaların, İVT başlatılmadan önce sistolik kan basıncı değerleri < 185 mmHg ve diyastolik kan basıncı değerleri < 110 mmHg olacak şekilde dikkatli bir şekilde düşürülmelidir [18, 51]. MT uygulanacak olan ve İVT almayan hastalarda hem AHA hem de ESO işleminden önce kan basıncı hedefini $\leq 185/110$ mmHg olarak önermektedir [52].

AHA/Amerikan İnme Derneği (ASA- American Stroke Association) tarafından İVT için ve MT için uygun adayların seçilmesi için kriterler geliştirilmiştir [16]. Bu kriterler Tablo 3 ve Tablo 4'te belirtilmiştir.

Akut SVO kliniğinde hipergliseminin yönetiminde güncel AHA/ASA kılavuzları kan şekerinin 140 miligram/dL ile 180 miligram/dL arasında tutulmasını önermektedir [51].

İlk 24 saat içinde trombolitik tedavi uygulanmayan inme hastalarında güncel AHA/ASA kılavuzları, inme başlangıcından sonraki 24-48 saat içinde oral (veya yutma bozukluğu varsa rektal) aspirin uygulanmasını önermektedir [51].

Tablo 3. Amerikan Kalp Derneği (AHA) / Amerikan İnme Derneği (ASA) 2018 Akut İskemik İnmede IV tPA İçin Dahil Etme Kriterleri

Semptomların trombolitik uygulamasından önceki < 3 saatte başlaması	En son normal görülen zaman olarak tanımlanır.
Akut iskemik inmenin ölçülebilir teşhisi	NIHSS ölçeğinin kullanılması önerilir. Trombolitikler için NIHSS skorunun üst veya alt sınırı yoktur, çünkü hem hafif hem de sekel bırakan inme semptomlarında ve çok şiddetli inmelerde fayda görülebilmektedir. Rezidüel orta derecede bozukluk ve potansiyel sakatlıkla erken iyileşme bir kontrendikasyon değildir.
Yaş \geq 18	En son normal görülen zaman <3 saat olan hastalar için üst yas sınırı yoktur.
rtPA uygulamasından 3-4,5 saat önceki semptom başlangıcı	Yukarıdaki dahil etme kriterleri, ilave olarak şu ek dahil etme kriterlerini karşılamalıdır: Yaş \leq 80 yıl Diabetes mellitus öyküsü ve geçirilmiş inme olmaması NIHSS puanı \leq 25 Oral antikoagülan almamak Beyin görüntülemeye orta serebral arter bölgesinin üçte birinden fazlasını içeren iskemik hasarın olmaması

rtPA: rekombinant doku plazminojen aktivatörü

Tablo 4. Endovasküler Tedavi için AHA/ASA Endikasyonları

<ul style="list-style-type: none"> • İnme öncesi mRS skoru 0 - 1 arasında • Kılavuzlara göre başlangıcından itibaren 4,5 saat içinde IV rtPA alan akut iskemik inme • ICA veya proksimal MCA'nın (M1) oklüzyonu • Yas ≥ 18 • NIHSS skoru ≥ 6 • ASPECTS skoru ≥ 6 • Semptom başlangıcından sonraki 6 saat içinde tedavinin başlatılabilmesi (kasık delinmesi) <p>Tüm 7 kriterin karşılanması gerekmektedir.</p>

2.2. Yapay Zeka

Yapay zeka, bilişimsel sistemlerin insan zekasını taklit edebilme yetisine verilen addır. Bu sistemler geleneksel olarak insanların gerçekleştirdiği veri analizi, doğal dil işleme, görüntüleri anlamlandırma gibi fonksiyonları gerçekleştirebilir. Yapay zeka, makinelerin karmaşık sorunları çözmelerine, öğrenmelerine ve karar vermelerine imkan tanır [53].

Yapay zeka kavramı, ilk kez 1956'da Dartmouth Konferansı'nda ortaya atılmıştır. Bu konferansa John McCarthy, Marvin Minsky, Allen Newell, Claude Shannon ve Herbert Simon gibi önemli bilim insanları katılmıştır [54]. İlk yapay zeka sistemleri, sembolik veya semantik işlemci modelini kullanarak mantıksal işlemler gerçekleştiriyordu. Ancak, bu erken dönem sistemlerin sınırlı başarıları ve bilgisayar teknolojisinin sınırlılıkları nedeniyle yapay zeka araştırmaları 1970'lerde bir durgunluk yaşamıştır. Bu durgunluk günümüzde yapay zeka kışı (AI Winter) olarak adlandırılmıştır [55].

1980'lerde, yapay sinir ağları ve uzman sistemler gibi yeni yaklaşımların gelişmesiyle yapay zeka yeniden canlanmıştır. Sonraki yıllarda, derin öğrenme ve büyük veri gibi teknolojik ilerlemeler, yapay zekanın hızla ilerlemesine ve yayılmasına olanak sağlamıştır. Bugün, yapay zeka birçok alanda kullanılmakta olup, otonom

araçlar, tıbbi tanı destek sistemleri, dil işleme uygulamaları ve kişisel dijital asistanlar gibi birçok alanda hayatımıza girmiştir [56].

2.2.1. Evrişimli Sinir Ağları

Evrişimli Sinir Ağları (CNN- Convolutional Neural Network), görüntü analizi, video tanıma ve doğal dil işleme gibi çeşitli alanlarda kullanılan gelişmiş derin öğrenme modelleridir. CNN'lerin tarihçesi, 1980'lerin başlarında, Yann LeCun'un 1989'da el yazısı tanıma görevi için LeNet-5 mimarisini geri yayılım algoritması kullanarak eğittiği döneme dayanır. Bu çalışma, CNN'lerin ve derin öğrenmenin pratik uygulamalarının önünü açan öncü bir adımdır [57].

CNN'ler, görüntüler gibi çok boyutlu verileri işlemek için tasarlanmıştır ve lokal desenleri (örneğin, kenarlar ve köşeler gibi) tanıma, bu desenleri verinin farklı bölgelerinde tekrar tekrar arama kapasitesine sahiptirler. Bir CNN, evrişim katmanları, aktivasyon fonksiyonları, havuzlama katmanları ve tam bağlantılı katmanlar gibi bir dizi yapısal bileşenden oluşur. Evrişim katmanları, verinin yerel bölgelerine filtreler uygulayarak bu bölgelerdeki özellikleri çıkarır. Havuzlama katmanları, veriyi daha küçük bir boyuta düşürürken önemli özellikleri korur. Tam bağlantılı katmanlar ise, bu çıkarılmış özellikleri kullanarak sınıflandırma veya başka görevler için sonuçlar üretir. Bu yapısal özellikler, CNN'lerin görüntülerdeki karmaşık desenleri ve yapıları başarılı bir şekilde öğrenmesini mümkün kılar [58].

2.2.2. Python

Python, genel amaçlı bir programlama dilidir ve yapay zeka alanında sıklıkla tercih edilen bir araç haline gelmiştir. Guido van Rossum tarafından 1991 yılında geliştirilmeye başlanan Python, basit kullanımı ile hızla popülerleşmiştir [59]. Yapısal ve nesne tabanlı programlama özelliklerine sahip olan Python, geniş bir standart kütüphane sunar ve bu özelliği sayesinde yapay zeka uygulamalarının geliştirilmesini kolaylaştırır. Makine öğrenmesi ve veri bilimi alanlarında birçok açık kaynak Python kütüphanesi mevcuttur. Bu kütüphaneler büyük şirketler tarafından desteklenir ve gelişmiş dokümantasyonları sebebiyle oldukça popülerlerdir.

3. GEREÇ VE YÖNTEM

3.1. Araştırmanın Yeri

Araştırma Hacettepe Üniversitesi Tıp Fakültesi Acil Tıp Anabilim Dalı, Erişkin Acil Servisi'nde yapılmıştır.

3.2. Araştırmanın Zamanı

Araştırma verileri geriye dönük olarak 01.08.2017-31.07.2022 tarihleri arasında acil servise başvuran ve beyin - boyun Bilgisayarlı Tomografi anjiyografi tetkiki yapılan hastalar taranarak elde edilmiştir.

3.3. Araştırmanın Evreni, Örneklemi, Araştırma Grubu

Çalışma veri seti, Hacettepe Üniversitesi Hastanesi Erişkin Acil Servisi'ne 01.08.2017-01.08.2022 tarihleri arasında başvurmuş ve akut iskemik SVO ön tanısı ile beyin BTA tetkiki yapılmış hastaların anonimleştirilmiş görüntülerini içeren bir veri tabanı kullanılarak oluşturulmuştur.

Çalışmaya alma kriterleri:

- 18 yaş ve üstü hastalar
- Acil serviste Akut İskemik SVO ön tanısı ile Beyin BT anjiyografi tetkiki yapılan hastalar

Çalışmaya almama/dışlama kriterleri:

- Demografik verileri eksik olan hastalar
- Yoğun artefakt nedeniyle radyolojik değerlendirmesi yetersiz olan hastalar

3.4. Araştırmanın Yöntemi ve Veri Toplama Araçları

Araştırmaya 01.08.2017-31.07.2022 tarihleri arasında acil servise başvuran ve Beyin-BT anjiyografi tetkik edilen 18 yaş üstü hastalar dahil edilmiştir. İlgili veriler

etik kurul onayından sonra hastane yazılım sisteminden istenerek, protokol numarası verilen hastaların medikal bilgilerine yine hastane yazılım sistemi ve hastane arşivi üzerinden erişilerek ve veriler çalışma veri formlarına kaydedilmiştir.

Çalışmaya dahil edilen hastaların demografik verileri, tetkik sonuçları ile dosyadaki NIHSS, ASPECTS, mRS ve verilen tedaviler ile hasta sonlanımları çalışma formuna kaydedilmiştir. Çalışmaya dahil edilen hastaların BT sonucu raporları ile tasarlanmış yapay zeka programının verileri karşılaştırılmış ve yapay zeka programının hastalarda trombüs olup olmadığını saptaması konusundaki sensitivite ve spesifitesi tespit edilmiştir. Kullanılan yapay zeka programı klasik binary bilgisayar kodlama sistemi ile DICOM formatında elde edilen görüntüleri piksel düzeyinde inceleyerek trombüs saptanan ve saptanmayan görüntüler hafızasına işlemiştir. Bu görüntüler ışığında program öncelikli olarak trombüs ile uyumlu olan ve olmayan bütün görüntüleri hafızasına işleyerek trombüs olan hastalara ve olmayan hastalara ait görüntüleri analiz etmiş, daha sonra da trombüs olan hastaların trombüs düzeylerini (ICA, MCA, ACA, PCA) analiz etmeyi amaçlamıştır. Program bilgisayar ve yapay zeka yazılımı konusunda deneyimli Bilgisayar Mühendisi Cemal Can BEKMEZ yardımıyla araştırmacılar tarafından oluşturulmuştur.

Tezde öncelik MCA'daki tıkanıklıklara verilmiş ve en fazla anlamlı bulgunun en kolay şekilde görülebileceği BTA aksiyel kesitlerine odaklanılmıştır. Bu karar eğitimi kolaylaştırmak, öz nitelik uzayını küçültmek, ihtiyacımız olan veri miktarını düşürmek ve model başarısını artırmak için verilmiştir.

Resimlerin boyutlarının standartlaştırılması için her kesitin 256x256 piksellik bir resme küçültülmesi planlanmıştır. Böylece yapay sinir ağlarının resimdeki özellikleri daha kolay öğrenmesi amaçlanmıştır.

Bu kısıtlar göz önüne alınarak kullanılacak yapay zeka mimarisi şu şekilde belirlenmiştir.

Evrifim Katmanı 1:

- Filtre sayısı: 32
- Çekirdek boyutu: 3x3
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU (Düzeltilmiş Doğrusal Birim)
- Girdi şekli: 256×256×1 (Resimler siyah-beyaza çevirilmiştir)
- Maksimum Havuzlama: 2x2 havuz boyutu, girdi hacminin mekansal boyutlarını yarıya indirmek için kullanılır.

Evrifim Katmanı 2:

- Filtre sayısı: 64
- Çekirdek boyutu: 3x3
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU
- Maksimum Havuzlama: 2x2 havuz boyutu mekansal boyutları yarıya daha da indirir.

Evrifim Katmanı 3:

- Filtre sayısı: 128
- Çekirdek boyutu: 3x3
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU
- Maksimum Havuzlama: 2x2 havuz boyutu mekansal boyutları bir kez daha yarıya indirir.

Düzleştirme:

- Son havuzlama katmanının çıktısı, tamamen bağı katmana beslenmek üzere tek bir vektöre düzleştirilir, 2D matris verileri bir vektöre dönüştürülür.

Tam Bağlı Katman:

- Birim sayısı: 128
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU

Çıktı Katmanı:

- Birim sayısı: 1 (Birim değerlendirdiği resimde oklüzyon olma olasılığını 0-1 arası bir değer olarak verecektir.)
- Aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid (İkili sınıflandırma için kullanıldığından aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid seçilmiştir)

3.4.1. İlk Eğitim Aşaması

Yapay zeka mimarisi belirlendikten sonra Python dili ve Tensorflow kütüphanesi kullanılarak bu mimari gerçekleştirilmiştir. Analiz edilen veri setinde 1860 hasta vardır. Modelin eğitimini kolaylaştırmak için öncelikle sadece BTA aksiyel kesitleri eğitim veri setine eklenmiştir. Veri seti, eğitim seti ve test seti olarak ikiye ayrılmıştır. Bu ayırım, literatürde önerilen şekilde veri setinin 726'sı eğitim seti, 1134'ü ise modelin eğitimi süresince hiçbir şekilde erişemeyeceği test seti olarak ayrılması şeklinde yapılmıştır. Bu ayırımın yapılmasının temel nedeni, modelin gerçek dünya verileri üzerindeki performansını objektif bir şekilde değerlendirebilmektir. Eğitim seti, modelin öğrenme sürecinde kullanılırken, test seti modelin ne kadar iyi öğrendiğini ve genelleme yaptığını test etmek için kullanılır. Burada önemli olan, eğitim sürecinde test setinin verilerinin hiçbir şekilde kullanılmamasıdır. Aksi halde, model test setine özgü özellikleri ezberleyebilir ve gerçek dünya verileri üzerinde beklenen performansı gösteremeyebilir, bu duruma veri sızıntısı denir. Veri sızıntısı, modelin eğitim sürecinde test verilerinden bilgi sızdırmasını ve bu bilgilerle yapay olarak performansını artırmasını ifade eder. Bu, modelin yeni veriler üzerindeki tahmin yeteneğini gerçekte olduğundan daha iyi gösterir ve yanıltıcı sonuçlara yol açabilir. Dolayısıyla, veri setinin doğru bir şekilde ayrılması ve test setinin sadece modelin nihai değerlendirilmesi aşamasında kullanılması, güvenilir ve sağlam bir model geliştirmenin kritik bir adımıdır. Projemizde veri sızıntısını engellemek için veri

seti, kesit resmi seviyesinden değil hasta üzerinden yapılmıştır. Yani bir hastanın 60 kesitlik BT görüntülerinin bir kısmının eğitim setine, bir kısmının test setine girmesi engellenmiştir.

Eğitim ve test veri setleri hazırlanırken resimlerin etiketlenme aşamasına geçilmiştir. Her BT kesit resmine 0 veya 1 değerli etiketler atanmıştır. Bu etiketler o hasta için SVO belirtilip belirtilmediğine göre seçilmiştir. SVO'su olan hastaların bütün resimlerine 1 etiketi, sağlıklı kişilerin bütün resimlerine 0 etiketi atanmıştır. Bu yöntem sadece ilk eğitim turu için kullanılmış ve sonraki eğitim aşamalarında geliştirilmiştir.

Veri setinin büyüklüğünü artırmak ve modelin test setindeki ufak varyasyonlara karşı dayanıklılığını artırmak için veri artırma işlemi uygulanmıştır. Veri artırma, modelin genelleme yeteneğini artırmak ve aşırı öğrenme ihtimalini azaltmak için eğitim veri setindeki örneklerin çeşitliliğini artıran bir tekniktir. Projemizde görüntülerin maksimum 20 derece döndürülmesi, genişlik ve yükseklik değerlerinin sırasıyla yüzde 20'ye kadar kaydırılması belirlenmiştir. Bu işlemler, modelin daha sağlam olmasını ve daha önce görmediği veriler üzerinde iyi performans göstermesini sağlar.

Veri artırma işleminden sonra model derleme adımına geçilmiştir. Optimizasyon algoritması olarak "Adam optimizasyonu" seçilmiştir. Bu, genellikle iyi sonuçlar veren ve hızlı yakınsama sunan bir algoritmadır. Kayıp fonksiyonu olarak "Binary cross-entropy" kullanılmıştır, bu da ikili sınıflandırma problemleri için uygun bir seçenektir. Metrik olarak ise "Accuracy" belirlenmiştir (Denklem 1), bu metrik modelin her bir etiket için ne kadar doğru tahmin yaptığını ölçer. Bu adımlar, modelin eğitim sürecini ve nasıl değerlendirileceğini tanımlar ve modelin eğitime hazır hale gelmesini sağlar.

$$\frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)}$$

Denklem 1. Doğruluk metriği hesaplanması

Model derlendikten sonra modelin eğitimi başlatılmıştır. Modelin eğitimi 64 küme sayısı ve 20 devirde yapılmıştır. Küme sayısı, eğitilen bilgisayarın bellek hacmine bağlı olarak seçilmiştir. Devir sayısı ise çokça kullanılan ortalama başlangıç değerlerinden biri olarak seçilmiştir.

Modelin eğitimi bittikten sonra doğruluk validasyonları yapılmış ve modelin düzgün öğrenemediği fark edilmiştir. İlk eğitilen model, test setindeki her resme 0 etiketi atamıştır. Modelin başarılı olmayan bir sonuç vermesi üzerine sebepleri araştırılmış ve ikinci yapay zeka mimarisi tasarlanmaya başlanmıştır.

3.4.2. İkinci Eğitim Aşaması

Modelin başarılı olmayan bir sonuç vermesi üzerine bu sonuç değerlendirilmeye başlanmıştır ve hata sebepleri araştırılmıştır. Üç ana iyileştirme alanı belirlenmiştir. Bunlar veri setini dengeli hale getirmek, kesitlerdeki özellikleri daha belirgin hale getirmek ve kesitler arasındaki 3 boyutlu bağlantıları modele öğretmeye çalışmaktır.

Öncelikle eğitim veri setini daha dengeli hale getirmek üzerine çalışılmıştır. Veri setlerinin dengelenmesi, yapay zeka modellerinin eğitiminde kritik bir öneme sahiptir. Modelin genel başarımını doğrudan etkiler. Dengesiz veri setleri, modelin eğitim sürecinde bazı sınıflara aşırı yatkın olmasına ve dolayısıyla gerçek dünya senaryolarında karşılaşılan çeşitliliği doğru bir şekilde temsil edememesine neden olur. İlk eğitimde de bu durum görülmüştür. Model her kesite sağlıklı etiketi atamıştır. Dengeli bir veri seti hazırlamak, modelin her bir sınıfı eşit ağırlıkta öğrenmesini sağlar. Bu yaklaşım, modelin genelleme kabiliyetini artırır ve farklı sınıflar arasında adil bir temsil sağlar. Ayrıca, modelin daha kararlı ve güvenilir sonuçlar üretmesine olanak tanır.

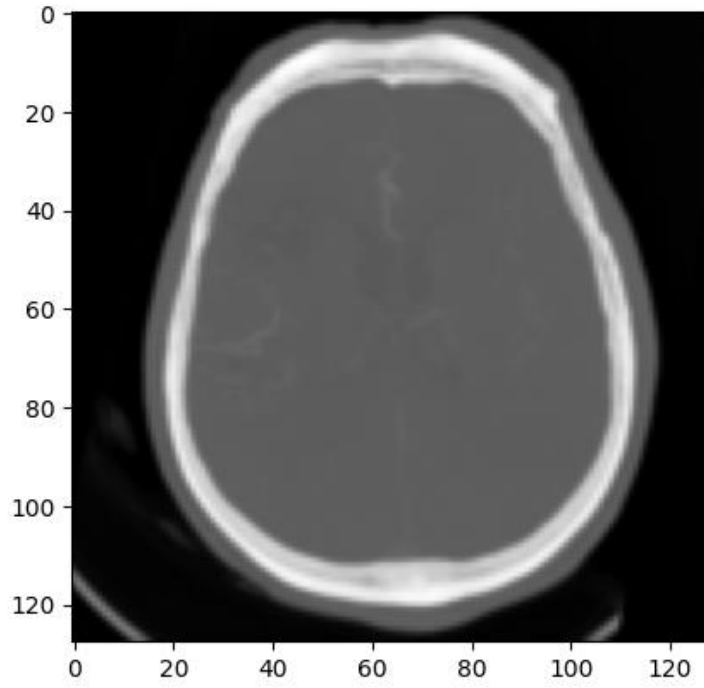
Dengeli bir eğitim veri seti oluşturmak için sağlıklı ve oklüzyonlu hasta sınıflarının en iyi örnekleri kullanılmıştır. Sağlıklı sınıf için SVO'su olmayan ve radyoloji raporunda önemli bir bulguya rastlanmayan hastalar seçilmiştir. Oklüzyonlu hastalar için ise büyük damar oklüzyonu ağırlıklı olmak üzere tüm serebrovasküler

oklüzyonu olan hastalar seçilmiştir. İki sınıftan da yaklaşık 100 hasta seçilerek dengeli bir eğitim seti oluşturulmuştur. Kalan hastaların hepsi test setine alınmıştır. Böylece eğitim veri setinin büyüklüğü azalsa da kalitesi ve dengesi arttırılmaya çalışılmıştır.

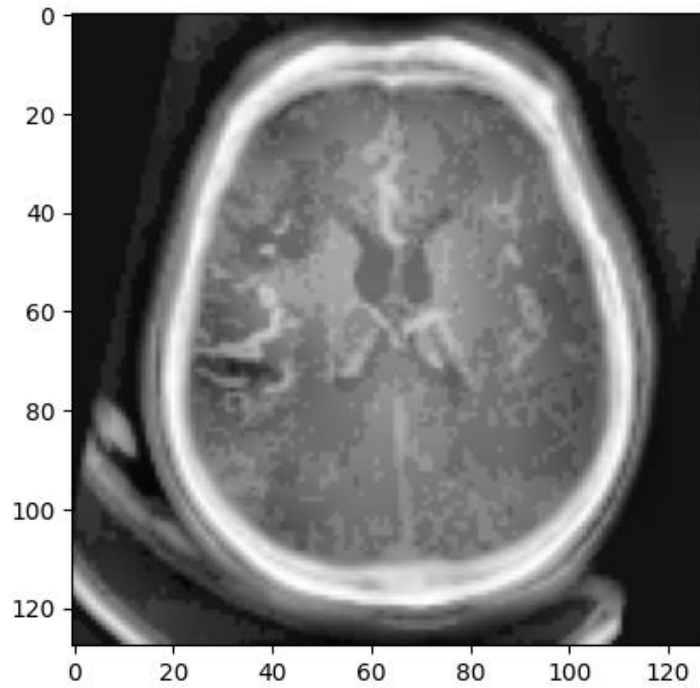
İkinci iyileştirme alanı olarak kesitlerdeki özellikler daha belirgin hale getirilmeye çalışılmıştır. Bunun için öncelikle kesitlere CLAHE histogram eşitlemesi yöntemi uygulanarak damarların belirginliği arttırılmıştır.

CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization), görüntü işlemede kontrastı artırmak için kullanılan bir tekniktir. Bu yöntem, özellikle tıbbi görüntüleme gibi alanlarda, görüntülerin daha net ve ayrıntılı hale getirilmesi için oldukça önemlidir. Tıbbi görüntülerde, özellikle MR veya CT taramalarında, kesitlerdeki detayların netliği ve tanımlanabilirliği teşhisin doğruluğu açısından kritik öneme sahiptir. CLAHE, görüntünün lokal bölgelerinde histogram eşitleme işlemi yaparak bu bölgelerdeki kontrastı adaptif bir şekilde iyileştirir. Bu işlem, görüntünün bütününde uniform bir kontrast iyileştirmesi sağlamaktansa, yerel kontrastları hedef olarak daha doğal ve detaylı görüntüler elde edilmesine olanak tanır.

CLAHE yönteminin uygulanması, damar yapıları gibi önemli anatomik özelliklerin belirginleştirilmesinde özellikle faydalıdır. Bu yöntem, damarların daha net bir şekilde görülebilmesini sağlayarak, damar tıkanıklıkları gibi patolojik durumların tespitinde önemli bir rol oynar. Tıbbi görüntülemede kullanıldığında, CLAHE damar duvarlarının ve çevre dokuların kontrastını artırarak, oklüzyonların ve diğer anormalliklerin daha kolay tespit edilmesine imkan verir. İkinci eğitim aşamasında kesitlerdeki özellikleri daha belirgin hale getirmek amacıyla CLAHE yönteminin uygulanması, modelin damar tıkanıklıklarını ve diğer patolojik durumları daha etkili bir şekilde tespit edebilmesine olanak tanımıştır. Bu teknik, modelin eğitim veri setindeki özellikleri daha iyi öğrenmesine ve test setindeki görüntüler üzerinde daha doğru sonuçlar üretmesine yardımcı olmuştur. CLAHE histogram eşitlemesi için cv2 python kütüphanesi kullanılmıştır. Fonksiyon parametrelerinden kesim limiti 20 olarak seçilmiş, hücre boyutu ise 8x8 olarak seçilmiştir.



Şekil 2. BT Anjiyografinin Aksiyel Rekonstrüksiyonunun Siyah-Beyaz Hale Getirilmiş Ham Hali



Şekil 3. Şekil 2'deki BT kesitinin CLAHE Histogram Eşitlemesi Uygulanmış Hali. Damar Yapıları Daha Net Görülebilmektedir Ve Eğitime Daha Uygundur

İkinci eğitim aşaması için son iyileştirme adımı olarak kesitler arasındaki 3 boyutlu ilişkilerin modellenmesi hedeflenmiştir. Beyin BT kesitlerinde oklüzyonlar tespit edilirken kesitler arasında damarların takip edilmesi gerekebilmektedir. Bir kesitteki görüntü, etrafındaki kesitleri değerlendirince daha anlamlı hale gelmektedir. Bu 3 boyutlu ilişkileri yapay zeka modelinde kullanabilmek için ilk eğitim aşaması yapay zeka mimarisinde kullanılan 2 boyutlu evrişimli katmanların 3 boyutlu evrişim katmanlarıyla değiştirilmesi planlanmıştır.

2 boyutlu evrişimli katmanlar, tek bir kesit üzerinde yerel özellikleri tespit etme konusunda etkilidir; ancak, bu yaklaşım, kesitler arası derinlik bilgisini ve üç boyutlu yapısal bağlantıları göz ardı eder. 3 boyutlu evrişim katmanlarının kullanımı, modelin sadece yatay değil, aynı zamanda dikey boyutta da öğrenmesine olanak tanır. 3 boyutlu evrişim katmanları, modelin bir kesitteki özellikleri komşu kesitlerle birlikte değerlendirmesini sağlayarak, damarların ve oklüzyonların üç boyutlu profillerini daha doğru bir şekilde saptamasına yardımcı olur. Bu, özellikle birbirine yakın kesitlerde damar yapısının değişimlerini takip etmek için önemlidir. Bu katmanlar, modelin karmaşık üç boyutlu yapıları algılama ve öğrenme kabiliyetini geliştirir.

Tezde incelenen hastaların kesit sayılarının standart olmaması nedeniyle 3 boyutlu yapay zeka mimarisi için birkaç ekleme yapılması gerekmiştir. Hastaların BT kesit sayıları 45 ile 65 arasında değişmektedir. Evrişim katmanları standart bir resim boyutu kabul ettiğinden ötürü her hastanın kesit sayısı 70 resme sabitlenmiştir. Eğer hastaların 70 kesitten daha az resmi varsa eksik kalan son resimler siyah resimlerle doldurulmuştur. Böylece veri boyutu standartlaştırılmıştır.

3 boyutlu yapay zeka mimarisinin, 2 boyutlu mimariye kıyasla bir diğer farkı da ihtiyaç duyduğu bilgisayar hafızası miktarıdır. 2 boyutlu yapay zeka modeli eğitilirken resim boyutu (256x256) ve 64 küme sayısı kullanılmıştır. Yani ihtiyaç duyulan hafıza miktarı 256x256x64 ile orantılıdır. 3 boyutlu modelin eğitiminde ise 70 kesitlik bir resim uzayı üniter eğitim elemanı olarak belirlenmiştir. Dolayısıyla küme sayısının oldukça düşürülmesi ve daha yüksek hafızaya sahip bir bilgisayarda eğitimin yapılması gerekmiştir. Hafıza kısıtının sağlanması için küme sayısı 8'e

düřürölmüş ve resim boyutları 256x256 pikselden 128x128 piksele düřürölmüřtür. Böylece ihtiyaç duyulan hafıza miktarı 128x128x70x8 ile orantılı olmuřtur.

Bu üç iyileřtirme yöntemi uygulanınca ikinci eđitim ařaması için yapay zeka mimarisi belirlenmiřtir. İkinci eđitim ařaması için ařađıdaki yapay zeka mimarisi kullanılmıřtır.

Evrifim Katmanı 1:

- Filtre sayısı: 32
- Çekirdek boyutu: 3x3x3
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU (Düzeltilmiř Doğrusal Birim)
- Girdi řekli: 128x128x70 (Resimler siyah-beyaza çevrilmiř, CLAHE histogram eřitlemesi uygulanmıř, 70 resim bir hacim haline getirilmiř ve eksik kalan resimler siyah resimlerle doldurulmuřtur.)
- Maksimum Havuzlama: 2x2x2 havuz boyutu, girdi hacminin mekansal boyutlarını (yükseklik, genişlik, derinlik) yarıya indirmek için kullanılır.

Evrifim Katmanı 2:

- Filtre sayısı: 64
- Çekirdek boyutu: 3x3x3
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU
- Maksimum Havuzlama: 2x2x2 havuz boyutu mekansal boyutları yarıya daha da indirir.

Evrifim Katmanı 3:

- Filtre sayısı: 128
- Çekirdek boyutu: 3x3x3
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU
- Maksimum Havuzlama: 2x2x2 havuz boyutu mekansal boyutları bir kez daha yarıya indirir.

Düzleřtirme :

- Son havuzlama katmanının çıktıısı, tamamen bađlı katmana beslenmek üzere tek bir vektöre düzleřtirilir, 2D matris verileri bir vektöre dönüřtürölür.

Tam Bağlı Katman :

- Birim sayısı: 128
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU

Tam Bağlı Katman:

- Birim sayısı: 64
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU

Çıktı Katmanı:

- Birim sayısı: 1 (Birim değerlendirdiği resimde oklüzyon olma olasılığını 0-1 arası bir değer olarak verecektir.)
- Aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid (İkili sınıflandırma için kullanıldığından aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid seçilmiştir)

3.4.3. Üçüncü Eğitim Aşaması

İkinci eğitilen model 3 boyutlu evrişimli sinir ağı modeli de istenilen başarıya ulaşamamıştır. Küme sayısının azlığı ve gerekli veri miktarının fazlalığından ötürü modelin çıktıları test setindeki hastalara genelleşememiştir. Gerekli veri miktarı kısıtından ötürü üçüncü eğitim aşamasında 3 boyutlu modelin yerine 2 boyutlu modellere geri dönme kararı alınmıştır. Bu karar ile beraber üçüncü eğitim aşamasında, modelin performansını artıracakları düşünülen iki iyileştirme yöntemi uygulanmıştır.

İyileştirme yöntemlerinden ilki olarak tam bağlı katmanlara sönümlenme eklenmiştir. Sönümlenme, yapay sinir ağlarının eğitiminde aşırı öğrenme sorununu azaltmak için kullanılır. Bu yöntem, eğitim sırasında ağın nöronlarının bir kısmını rastgele seçerek geçici olarak devre dışı bırakır. Bu işlem, ağın belirli nöronlara fazla bağımlı olmasını önleyerek, nöronlar arasında daha güçlü bağlantılar kurulmasına olanak tanır. Sönümlenme ile ağ, çeşitli nöron kombinasyonlarını deneyerek öğrenir, bu da modelin genelleşmesini güçlendirir. Ağın farklı bölümleri farklı bilgileri öğrendiği için, sönümlenme sayesinde model daha genel, daha az özelleşmiş bir yapıya bürünür ve daha önce karşılaşmadığı verilere karşı daha iyi performans sergileyebilir.

İkinci adım olarak ise verilerin etiketlenmesi iyileştirilmiştir. Önceki eğitim aşamalarında bir hastanın bütün kesitlerine aynı etiket atanmıştır. Yani eğer bir hastada oklüzyon saptanmışsa bütün kesitleri 1 etiketini almıştır. Halbuki oklüzyon hastanın bütün kesitlerinden görülemez. Sadece belirli kesitlerde görülebilir. Dolayısıyla oklüzyonun görülemediği kesitlere 1 etiketini atamak doğru değildir. Bu yanlış atanan etiketlerin modelin eğitimini zorlaştırdığı fark edilmiştir. Bu sorunu çözmek için üçüncü eğitim aşamasında hastalar tek tek incelenip hangi kesitleri arasında anomali görüldüğü bulunmuştur. Anomali olarak oklüzyonun kendisi veya oklüzyondan kaynaklı kanlanma defisitleri kabul edilmiştir. Bu inceleme sonucu eğitim veri seti tekrar etiketlenmiş ve hazırlanmıştır. Yeni eğitim setinde eğer bir hastanın sadece 10-20 kesitleri arasında oklüzyon bulguları görülüyorsa, sadece bu kesitlere 1 etiketi atanmıştır.

Bu adımlar sonucu üçüncü ve son yapay zeka mimarisi belirlenmiştir ve aşağıdaki gibidir. Modelin eğitiminde 64 küme sayısı, 20 tekrar kullanılmıştır.

Evrişim Katmanı 1:

- Filtre sayısı: 32
- Çekirdek boyutu: 3x3
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU (Düzeltilmiş Doğrusal Birim)
- Girdi şekli: 128×128×1 (Resimler siyah-beyaza çevrilmiştir. İlk eğitim mimarisinden farklı olarak 256x256 piksellik resimler yerine 128x128 piksellik resimler kullanılmıştır.)
- Maksimum Havuzlama: 2x2 havuz boyutu, girdi hacminin mekansal boyutlarını (yükseklik ve genişlik) yarıya indirmek için kullanılır.

Evrişim Katmanı 2:

- Filtre sayısı: 64
- Çekirdek boyutu: 3x3
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU
- Maksimum Havuzlama: 2x2 havuz boyutu mekansal boyutları yarıya daha da indirir.

Evrişim Katmanı 3:

- Filtre sayısı: 128
- Çekirdek boyutu: 3x3
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU
- Maksimum Havuzlama: 2x2 havuz boyutu mekansal boyutları bir kez daha yarıya indirir.

Düzleştirme :

- Son havuzlama katmanının çıktısı, tamamen bağlı katmana beslenmek üzere tek bir vektöre düzleştirilir, 2D matris verileri bir vektöre dönüştürülür.

Tam Bağlı Katman (Fully Connected Layer):

- Birim sayısı: 128
- Sönümlenme: 0.5
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU

Tam Bağlı Katman (Fully Connected Layer):

- Birim sayısı: 64
- Sönümlenme: 0.5
- Aktivasyon fonksiyonu: ReLU

Çıktı Katmanı:

- Birim sayısı: 1 (Birim değerlendirdiği resimde oklüzyon olma olasılığını 0-1 arası bir değer olarak verecektir.)
- Aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid (İkili sınıflandırma için kullanıldığından aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid seçilmiştir)

3.4.4. Sonuçlar

Üçüncü eğitim aşamasının tamamlanmasının ardından, geliştirilen modellerin performansı iyileşme göstermiştir. Bu aşamada, modellerin tanı kabiliyetleri, tekil bilgisayar tomografisi kesitleri üzerinde detaylı bir şekilde değerlendirilmiştir. Her bir kesit için, o kesitte oklüzyon veya oklüzyona bağlı kanlanma anomalileri görme olasılığı değerlendirilmiştir. Yüzde 50 olasılığın üstünde oklüzyon tahmin edilen

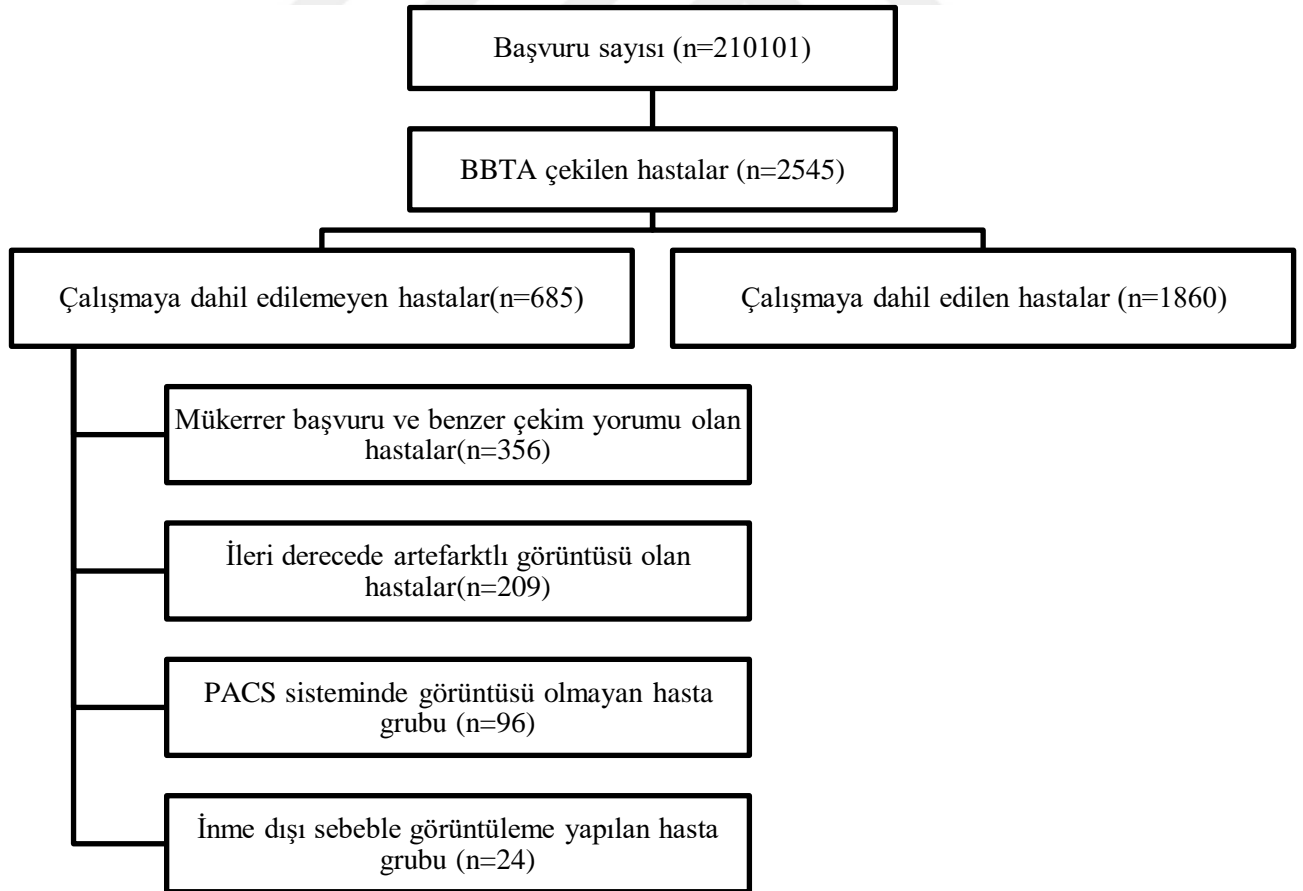
kesitlere 1 etiketi atanmıştır. Kalan kesitlere 0 etiketi atanmıştır. Böylece, her bir kesit için doğruluk oranları istatistiksel yöntemler kullanılarak hesaplanabilir hale gelmiştir. Eğitim setindeki hastaları çıkarınca 1134 hasta test setine girmiştir ve yapay zeka modeli bu hastalar için tahmin yapmıştır.

Performans değerlendirme sürecinde, modelin doğru pozitif (TP), yanlış pozitif (FP), yanlış negatif (FN) ve doğru negatif (TN) olarak sınıflandırdığı kesit sayıları dikkate alınmıştır. Burada, TP, modelin oklüzyonlu olduğunu doğru bir şekilde tanıdığı BT kesitlerinin sayısını; FP, sağlıklı olarak yanlış sınıflandırılan BT kesitlerinin sayısını; FN, oklüzyonlu olmasına rağmen yanlışlıkla sağlıklı olarak değerlendirilen BT kesitlerinin sayısını; ve TN ise sağlıklı olduğunu doğru bir şekilde tanıdığı BT kesitlerinin sayısını ifade etmektedir.

İstatistiksel analizlerde SPSS® for Windows version 23.0 programı kullanılmıştır. Sayısal değişkenler ortalama, standart sapma, medyan (ortanca), minimum ve maksimum değerler ile nitelik değişkenler ise sayı ve yüzde ile gösterilmiştir. Nitelikli değişkenler bakımından gruplar arasında farklılık olup olmadığı ise Fisher's exact test, Yates düzeltmeli ki-kare ve Pearson ki-kare analizi ile incelenmiştir. Anlamlılık düzeyi $p < 0.05$ olarak belirlenmiştir.

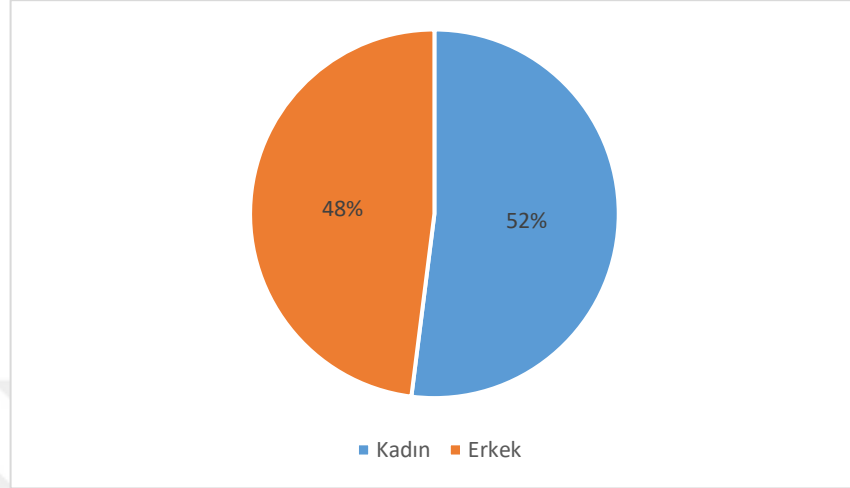
4. BULGULAR

Hacettepe Üniversitesi Hastanesi Erişkin Acil Servisi'ne 01.08.2017-31.07.2022 tarihleri arasında başvuran 210.101 hasta içerisinde beyin-boyun bilgisayarlı tomografi anjiyografi (BTA) görüntülemesi yapılan 2545 hastanın radyolojik verileri değerlendirmeye alınmıştır. Bu hastalar içindeki 96 hastanın görüntüsünün PACS (Picture Archiving and Communication Systems- Görüntü Saklama ve İletişim Sistemleri) sisteminde mevcut olmadığı görülmüştür, 356 hastanın mükerrer başvurusu olduğu ve radyoloji raporlarının da benzer şekilde yorumlandığı görülmüştür. 24 hastaya inme dışı sebeplerden ötürü BTA tetkikinin uygulandığı saptanmıştır, 209 hastanın görüntüleri ileri derecede artefaktlı olduğundan çalışmaya dahil edilmemiştir. Bu verilerin sonucunda 684 hasta çalışma dışı bırakılmış ve kalan 1860 hasta çalışmaya dahil edilmiştir. Çalışmanın akış şeması Şekil 4'te verilmiştir.

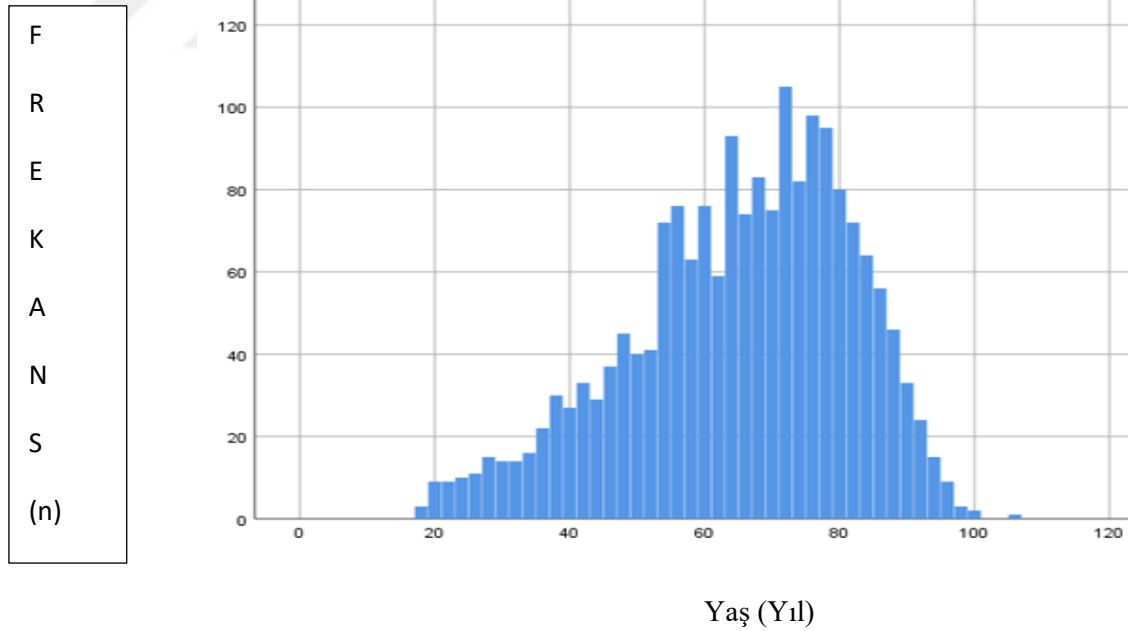


Şekil 4. Çalışmanın Akış Şeması

Çalışmaya dahil edilen hastaların %48,2'sinin kadın (n=897), %51,8'sinin erkek olduğu saptanmıştır (n=963) (Şekil 5). Hastalarda median yaş 64,65 yıl olarak saptanmıştır. Yaş dağılımı Şekil 6'da verilmiştir.



Şekil 5. Hastaların Cinsiyet Dağılımı



Şekil 6. Hastaların Yaş Histogramı

Hastaların özgeçmişlerinde en sık görülen 3 hastalık sırasıyla %56 (n=1043) hipertansiyon, %29,1 (n=542) Diabetes Mellitus, %23,9 (n=444) koroner arter hastalığı, saptanmıştır. Hastaların %12,3'ünde (n=232) ise hiçbir hastalık olmadığı saptanmıştır (Tablo 5).

Tablo 5. Hastaların Demografik Özellikleri

	Sayı (n)	Yüzde (%)
Cinsiyet		
Kadın	897	48,2
Erkek	963	51,8
Özgeçmiş		
HT	1043	56
DM	542	29,1
KAH	444	23,9
Geçirilmiş SVO	265	14,3
AF, Ritim bozukluğu	239	12,8
Bilinen Hastalık Yok	232	12,3
HL	166	8,9
Malignite	144	7,8
KKY	119	6,4
KOAH	69	3,7
Bağ Doku Hastalığı	68	3,7
Astım	53	2,8
KBH	43	2,3
Koagülopati	11	0,6
İnterstisyel AC hastalığı	5	0,3
Diğer	675	36,6

HT= Hipertansiyon, DM; Diabetes Mellitus, KAH: Koroner Arter Hastalığı, KOAH: Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı KBH: Kronik Böbrek Hastalığı, KKY: Konjestif Kalp Yetmezliği, HL: Hiperlipidemi, AF: Atrial Fibrilasyon, SVO: Serebrovasküler olay, AC: Akciğer

Acil servise SVO şüphesiyle başvuran 1860 hastanın ASPECT skoru ortalama 9,31 (1,34) NIHSS skoru ortalama 3,75 (6,42); MRS skoru ortalama 1,05 (1,73) hesaplanmıştır.

Tablo 6. Yapay Zeka Eğitimi İçin Kullanılan ve Tüm Hastaların Radyoloji Raporlarına Göre Saptanan Patolojiler

	Yapay Zeka Eğitim Modeline Katılan Hastalar		Tüm Hastalar	
	Sayı (n)	Yüzde (%)	Sayı (n)	Yüzde (%)
Normal	475	65,4	1305	70,2
MCA Oklüzyonu	140	19,3	197	10,6
PCA Oklüzyonu	12	1,7	33	1,8
ACA Oklüzyonu	2	0,3	11	0,6
ICA Oklüzyonu	18	2,5	46	2,5
Vertebral Arter Oklüzyonu	6	0,8	22	1,2
Serebellar Arter Oklüzyonu	-	-	4	0,2
Baziler Arter Oklüzyonu	-	-	4	0,2
Kronik Oklüzyon	11	1,5	31	1,7
Preoklüziv Darlık	20	2,8	60	3,2
Anevrizma	16	2,2	54	2,9
Kitle	5	0,7	9	0,5
Diseksiyon	3	0,4	19	1,0
Kanama	14	1,9	52	2,8
Diğer	4	0,6	13	0,7

MCA: orta serebral arter, PCA: Posterior serebral arter, ICA: İnternal karotid arter

Çalışmaya dahil edilen tüm hastaların %70,2 (n=1305)'inde radyolojik olarak patoloji saptanmamıştır, oklüzyonu saptanan en sık 3 damar sırasıyla %10,6 (n=197)

MCA, %2,5 (n=46) ICA, % 1,8 (n=33) ile PCA olarak tespit edilmiştir. Yapay zeka eğitim setinde hastaların %65,4 (n=475)'de patoloji saptanmazken; hastaların %19,3 (n=140)'de MCA'da, %2,5 (n=18)'de ICA'da, %1,7'de (n=12) PCA'da oklüzyon bulunmakta olduğu görülmüştür. Vertebral ve serebellar arter oklüzyonu sayısı çok düşük olduğundan bu arterler eğitim veri setine dahil edilmemiştir.

Tablo 7. Yapay Zeka Programı ile Radyolog Yorumlarının Karşılaştırılması

		Radyolog Yorumu						p
		Oklüzyon var		Oklüzyon yok		Toplam		
		n	%	n	%	n	%	
Yapay Zeka Analizi	Oklüzyon var	100	11,27	787	88,73	887	100	<0,001
	Oklüzyon yok	59	23,89	188	76,11	247	100	
Toplam		159	14,07	975	85,97	1134	100	

Radyolog raporuna göre oklüzyon saptanan 159 hastanın 110'ünde yapay zeka analizinde oklüzyon tespit edilmiştir. Bunun yanısıra radyoloji raporuna göre oklüzyon bulunmayan 975 hastanın 787'inde ise yapay zeka oklüzyon varlığını rapor etmiştir. Radyolog yorumu altın standart olarak baz alındığında yapay zekanın oklüzyonu tespit etmedeki sensitivitesi %62,89, spesifitesi %19,3 olup pozitif prediktif değeri %11,27 negatif prediktif değeri %76,11 hesaplanmıştır. Ayrıca radyolog yorumu ve yapay zeka yorumlaması açısından istatistiksel açıdan anlamlı fark bulunmuştur.

Tablo 8. Yapay Zeka Analizine Katılan Tüm Hastaların ICA, MCA, PCA, ACA Olarak Radyolog Yorumuna Göre Ayrı Ayrı Değerlendirilmesi

Yapay Zeka Analizi		Radyolog Yorumu Oklüzyon var		Oklüzyon yok		Toplam n	%	p
		n	%	n	%			
ICA	Oklüzyon var	26	2,94	861	97,06	887	100	
	Oklüzyon yok	2	0,81	245	99,19	247	100	0,095
	Toplam	28	2,47	1106	97,53	1134	100	
MCA	Oklüzyon var	46	5,19	841	94,81	887	100	
	Oklüzyon yok	11	4,46	236	95,54	247	100	0,763
	Toplam	57	5,03	1077	94,97	1134	100	
PCA	Oklüzyon var	19	2,95	868	97,85	887	100	
	Oklüzyon yok	2	0,81	245	99,19	247	100	0,282
	Toplam	21	1,86	1113	98,14	1134	100	
ACA	Oklüzyon var	8	0,91	879	99,09	887	100	
	Oklüzyon yok	1	0,41	246	99,59	247	100	0,693
	Toplam	9	0,8	1125	99,2	1134	100	

ICA değerlendirmesi için yapay zeka analizi sonuçlarının radyolog yorumu ile karşılaştırıldığında; radyolog yorumu altın standart olarak baz alındığında ICA oklüzyonunu tespit etmede yapay zeka analizinin sensitivitesi %92,9, spesifitesi %22,2 olarak bulunmuştur. ICA oklüzyonu tanısı için pozitif prediktif değer %2,14, negatif prediktif değer %99,19 olarak hesaplanmıştır (Tablo 8).

MCA değerlendirmesi için yapay zeka analizi sonuçlarının radyolog yorumu ile karşılaştırıldığında; radyolog yorumu altın standart olarak baz alındığında MCA

oklüzyonunu tespit etmede yapay zeka analizinin sensitivitesi %80,7, spesifitesi %21,9 olarak bulunmuştur. MCA oklüzyonu tanısı için pozitif prediktif değer %5,19, negatif prediktif değer %95,55 olarak hesaplanmıştır (Tablo 8).

PCA değerlendirmesi için yapay zeka analizi sonuçlarının radyolog yorumu ile karşılaştırıldığında; radyolog yorumu altın standart olarak baz alındığında PCA oklüzyonunu tespit etmede yapay zeka analizinin sensitivitesi %90,5, spesifitesi %22 olarak bulunmuştur. PCA oklüzyonu tanısı için pozitif prediktif değer % 0,02, negatif prediktif değer %99,19 olarak hesaplanmıştır.

ACA değerlendirmesi için yapay zeka analizi sonuçlarının radyolog yorumu ile karşılaştırıldığında; radyolog yorumu altın standart olarak baz alındığında ACA oklüzyonunu tespit etmede yapay zeka analizinin sensitivitesi %88,9, spesifitesi %21,9 olarak bulunmuştur. ACA oklüzyonu tanısı için pozitif prediktif değer % 0,90, negatif prediktif değer %99,59 olarak hesaplanmıştır.

ICA, MCA, PCA, ACA oklüzyonu olan hastalarda radyolog ve yapay zeka yorumu arasında sensitivite – spesifite istatistiksel açıdan anlamlı fark yokken; acil servise başvuran tüm hastalar için radyolog ve yapay zeka yorumunu değerlendirildiğinde istatistiksel açıdan anlamlı fark bulunmuştur.

Tablo 9. İlk 6 Saat İçerisinde Mekanik Trombektomi ve Medikal Tedavi Uygulanan Hastaların Yapay Zeka ile Değerlendirilmesi

Yapay Zeka Analizi		Tedavi						p
		Mekanik Trombektomi		Medikal Tedavi		Toplam		
		n	%	n	%	n	%	
	Oklüzyon var	33	5,6	557	94,40	590	87,53	<0,001
	Oklüzyon yok	5	5,96	79	94,04	84	12,47	
	Toplam	38	5,64	636	94,36	674	100	

Radyolog tarafından oklüzyonu mevcut ve semptomların başlangıcından 6 saat içinde acil servise başvuran 674 kişilik hasta grubunda mekanik trombektomi uygulanan hastaların 38 hastanın 33'ünde yapay zeka analizinde oklüzyon saptandı ancak zeka programı trombektomi tedavisi uygulanan 38 hastadan 5 tanesini tespit edememiştir. Oklüzyonu olup mekanik trombektomi uygulanan hastalar için programın sensitivitesi %86,8, spesifitesi %12,4, pozitif prediktif değeri %5,59, negatif prediktif değeri %94,04'tür.

Tablo 10. Tedavi

Tedavi	Tüm Hastalar (n (%))	Yapay Zeka Algoritmasının Uygulandığı Hastalar (n (%))
Unfraksiyone Heparin veya DMAH	1121 (60,2)	741 (65,3)
TPA	87 (4,6)	51 (4,4)
Mekanik Embolektomi	146 (7,8)	42 (3,7)
ASA, klopidogrel	498 (26,7)	296 (26,1)
Diğer (koil,cerrahi vb.)	8 (0,4)	4 (0,3)
	n=1860	n=1134

TPA: doku plazminojen aktivatörü, ASA: asetilsalisilik asit, DMAH: düşük molekül ağırlıklı heparin

Çalışmaya dahil edilen tanısı alan 1860 hastanın almış oldukları tedavi açısından incelediğimizde hastaların %60,2'si (n=1121) unfraksiyone heparin veya DMAH, %7,8 i (n=146) mekanik trombektomi, %4,6'sı(n=87) ise trombolitik tedavi almıştır. Hastaların %27,2'sinde endovasküler ya da trombolitik tedavi gerekli görülmemiş, medikal tedavi (asetilsalisilik asit, klopidogrel) önerilerek acil servisten ayaktan taburcu edilmiştir.

Tablo 11. Hastaların Sonlanımı

Sonlanım	Tüm Hastalar (n (%))	Yapay Zeka Algoritmasının Uygulandığı Hastalar (n (%))
Taburcu	1054 (56,6)	642 (56,6)
Yoğun Bakım Yatış	762 (41)	464 (40,9)
Service Yatış	19 (1)	15 (1,3)
Sevk	2 (0,1)	1 (0,1)
İzinsiz Terk	7 (0,4)	3 (0,2)
Acil Serviste Exitus	16 (0,9)	9 (0,7)
	n=1860	n=1134

Çalışmaya dahil edilen 1860 hastanın sonlanımları incelendiğinde; hastaların %56,6'sının (n=1054) acil servisten taburcu olduğu; %41'inin (n=762) yoğun bakıma, %1'in (n=19) servise yatırıldığı ve %0,9'unun (n=16) ise acil serviste hayatını kaybetmiştir. Hastaların içinde sevk ve izinsiz terk olan hastaların verisine ulaşamamakla beraber acil servis ve yoğun bakıma yatışı olan 97 hastanın hayatını kaybettiği belirlenmiştir.

5. TARTIŞMA

Dünyada ölüm sebepleri içinde inme üçüncü sırada olup endüstrileşmiş toplumlarda, hastaneye başvurularında ve sağlık giderlerinde büyük bir yer edinmektedir [3, 18]. Akut iskemik inmenin yönetimi hasta sonuçları bakımından kritik öneme sahiptir ve akut inme kliniğiyle gelen hastalarda tanı konulması ve tedavinin düzenlenmesi açısından nöro-görüntüleme önemli bir yere sahiptir [20, 60-64]. Hastaneye akut inme ile başvuran hastalar arasında mekanik trombektomiye uygun hastaları belirlemek için BT anjiyografi görüntüleme yöntemi olarak kullanılmaktadır. BT anjiyografi büyük damar oklüzyonu olarak adlandırılan internal karotis arter, orta serebral arterlerdeki, vertebral ve baziler arterlerdeki proksimal bölgedeki tıkanıklığı saptamak amacıyla kullanılmaktadır [65-67]. BT anjiyografi çekilir çekilmez en kısa sürede yorumlanması gerekmektedir [68, 69]. Çünkü zaman beyindir, iskemi tedavi edilmediğinde hastaların dakikada 1,9 milyon nöron kaybettiği gösterilmiştir [70].

Ülkemizde ve Dünya’da acil servislerde radyolog hekimleri 7/24 bulunmamaktadır. Teknik olarak BT anjiyografi günümüz BT tarayıcılarının çoğuyla gerçekleştirilmektedir, asıl sorun kalifiye personelin 7/24 olarak sınırlı şekilde bulunmasıdır. Acil serviste 7/24 radyoloji uzmanının ulaşılabilir ve tam zamanlı bulunmasının olumlu sonuçlarının incelendiği çalışmalar mevcuttur [71-73]. Ancak radyoloji uzmanları ulaşılabilir olmadığında yapay zeka programları acil servis hekimlerine yardımcı olabilir ayrıca bu yazılımların tanı ve tedavi süresini kısaltabileceği düşünülmektedir.

Bizim çalışmamızda yapay zeka dili olarak nöro-görüntüleme ile iyi bir şekilde örtüşen Python dili seçilmiştir [74]. Çalışmamızda incelenen problem görüntü işleme olduğundan Evrişimli Sinir Ağları (Convolutional Neural Network / CNN) tabanlı bir mimari tercih edilmiştir. Çalışmaya dahil edilen 1860 hastanın test serisine katılan 1134 hastanın BT anjiyografi tetkik sonuçları yapay zeka algoritmasının yorumları karşılaştırılmıştır. Literatürde benzer çalışmalar incelendiğinde yapay zekayı ticari olarak var olan bir yazılım programı kullanarak yapan çalışmalar mevcuttur. Mair G. ve ark. Brainomix™ LTD [75], Matsoukas S. ve ark. Viz LVO™ [76], Cimflova P. ve

ark. StrokeSENS LVO™ [77], Fasen BACM. ve ark. [78] StrokeViewer™ şeklinde ticari yazılımları kullandığı görülmüştür. Brugnara G. ve ark. [79], Zhu K ve ark. [80], Bağcılar O. ve ark. [81], Meng S. ve ark. [82] kendi geliştirdikleri yapay zeka programı ile hastalarının sonuçlarını vermişlerdir.

SVO olguları sıklıkla beynin anterior dolaşımını etkilemektedir. Bu sebeple geliştirilen yapay zeka algoritmaları sıklıkla beynin anterior dolaşımını incelemek adına eğitilmektedir. Mair G ve ark. [75] ve Mejis M ve ark.'nın yapmış oldukları çalışmalarda [83] yapay zeka algoritmalarının yalnızca anterior dolaşımdaki SVO olgularını tanımak üzere eğitildiği görülmüştür. Ayrıca yapılan çalışmalar incelendiğinde araştırmacıların yapay zeka yazılımlarının tanıdaki başarısını artırmak için geliştirdikleri yapay zeka yazılımlarını, anterior dolaşımdaki büyük damarlar olan terminal ICA ve M1 MCA'daki oklüzyonları tanımak üzere eğitildiği görülmektedir. Zhu K ve ark.[80], Bağcılar O ve ark. [81], Chan N ve ark. [84], Cimflova P ve ark. [77], Meng S ve ark. [82], Bathla G ve ark. [85], Seker F ve ark. [86], Rodrigues G ve ark. [87], Yahav-Dovrat A ve ark. [88], Stib MT ve ark. [89] ve Sheth SA ve ark. [90] yapmış oldukları çalışmalarda yazılımlar yalnızca büyük damarlardaki (terminal ICA, M1 MCA) oklüzyonları saptamak üzere eğitilmiştir, M2 MCA gibi orta boy damarlar ve diğer oklüzyonlar yapay zeka eğitiminde “oklüzyon yok” grubunda işlenmiştir. Böylece uygulamaların yalnızca büyük damar oklüzyonlarını saptayarak performansı artırılmaya çalışıldığı görülmüştür. Bunun dışında M2 MCA gibi orta boy damarların oklüzyonlarının (MeVO) yapay zeka eğitiminde yer aldığı ve yazılımların bu oklüzyonları da saptamasının hedeflendiği çalışmalar mevcuttur. Bu çalışmalarda yazılımların eğitiminde orta boyutlu bir damar olan M2 MCA'nın yer aldığı görülmüştür. Bizim çalışmamızda önceki yapılan çalışmalardan farklı olarak yapay zeka yazılımının test edildiği veri setinde yazılımın anterior ve posterior dolaşımdaki büyük, orta ve küçük boylu damarların tüm oklüzyonlarını tanıması amaçlanmıştır [75, 76, 78, 79, 83, 91, 92].

SVO tanısında yapay zeka uygulamalarının incelendiği çalışmalar ticari firmalar ile desteklendiği ve/veya yazarlarının yazılımların geliştirildiği görüntüleme şirketlerine danışmanlık verdiği görülmektedir [75-77, 79, 81, 84, 86-88, 90-92]. Çalışmalarda finansal destekler olduğu görülmektedir. Bizim çalışmamızda çıkar

çatışması bulunmamakla birlikte finansal olarak desteklenmemiş ve araştırmacıların iş gücü ile çalışma gerçekleştirilmiştir.

Yapılan önceki çalışmalarda SVO tanısında yapay zeka yazılımlarının sonuçları incelendiğinde hasta sayılarının, yazılımın uygulandığı veri setlerinin, ve yazılım performanslarının değişken olduğu görülmektedir. Çalışmalarda yazılım eğitimi için kullanılan hasta sayıları 104 [84] ile 8650 [82] arasında değişkenlik göstermektedir. Çalışmamız 1860 hasta ile hasta sayıları açısından, Bagcilar O ve ark. [81] ve Meng S ve ark.'nın yaptığı çalışmadan [82] sonra üçüncü çalışma olarak önde gelen çalışmalar arasında bulunmaktadır. Yazılımların performans parametreleri incelendiği zaman sensitivitenin %61 [82] ile %96,3 [81] arasında olduğu, spesifitenin ise %31 [91] ile %100 [80] arasında değişmekte olduğu görülmüştür. Zhu K ve ark. yapmış oldukları çalışmada [80] yapay zeka yazılımı hem büyük damar oklüzyonu var – yok olarak çalıştırılmış hem de herhangi bir damar oklüzyonu var – yok olarak çalıştırılmıştır. Yapay zeka yazılımının tüm boyutlardaki oklüzyonları saptamadaki sensitivitenin %69 olarak saptanırken, yalnızca büyük damar oklüzyonlarını saptamadaki sensitivitenin %94'e çıktığı görülmektedir. Benzer şekilde Matsoukas S ve ark. yapmış oldukları çalışmada [76] yapay zeka yazılımı hem büyük damar oklüzyonu var – yok olarak çalıştırılmış hem de büyük + orta boy damar oklüzyonları var – yok olarak çalıştırılmıştır. Yapay zeka yazılımının orta + büyük boylu damar oklüzyonlarını saptamadaki sensitivitenin %76 olarak saptanırken, yalnızca büyük damar oklüzyonlarını saptamadaki sensitivitenin %93'e çıktığı görülmektedir. Bizim çalışmamızdaki yazılımın sensitivitesi %62 olarak görülmektedir. Çalışmamızda yalnız büyük damar oklüzyonlarının saptandığı bir test yapılmamış olup yazılımın bu şekilde çalıştırılmasının bu çalışmalara benzer olarak testin sensitivitenin artırabileceği düşünülmektedir.

İskemik inme ile acil servise başvuran hastaların endovasküler tedavi (EVT) adayı olup olmadığını belirlemek amacıyla BTA görüntüleme yapılmaktadır. Çalışmamızda 1860 hasta içinden 726 hasta eğitim setine 1134 hasta yapay zeka tarafından işlenmiştir. 1134 hastanın radyolog yorumuna göre 159 tanesinde oklüzyon olup 975 tanesinde oklüzyon saptanmamıştır. Geliştirilen yapay zeka programının sensitivitesi %62.8, spesifitesi %19.28 pozitif prediktif değeri %0.11 negatif prediktif

değeri %99.73 hesaplanmıştır. Mair G. ve ark. [75] yaptığı çalışmada 668 hastadan 545'i yapay zeka yazılımı ile (e-CTA) işlenmiştir. Bu çalışmada BT kesit kalınlığı >1 mm hastalar hariç tutulmuştur. Çalışmanın sensitivitesi %72 spesifitesi %72 olarak hesaplanmıştır. Ancak inme semptomlarının tarafı verilmediğinde tanı doğruluğu %69 iken taraf bilgisi verildiğinde tanı doğruluğu %75 e yükselmiştir. Tasarladığımız yapay zeka programı geliştirilme sürecinde klinik bilgi verisi işlenebilir şekilde geliştirilmemiştir, programın geliştirilebilirliği açısından klinik bilgi verileri yapay zeka görüntüleriyle birlikte işlendiğinde sensitivite, spesifite ve tanı doğruluğu arttırılabilir. Mair G. ve ark.'nın [75] Brainomix™ LTD yazılımı ile yaptığı çalışmada sonuç olarak trombektomiye uygun hastaların dörtte birinin yazılım tarafından tanımlanamamasıdır. Benzer şekilde bizim çalışmamızda 38 trombektomi ile tedavi edilen hastanın 33'ü trombüs mevcuttur olarak raporlanıp 5 trombektomi yapılan hasta saptanamamıştır.

Çalışmamızdaki yapay zeka programları geliştirilirken sadece kontrastlı beyin boyun BT anjiyografi görüntülerinin aksiyel kesitleri alınarak geliştirilmiştir ve sensitivitesi %62.8, spesifitesi %19.28 hesaplanmıştır. Geliştirilen programda ek trombüs boyutu ve hacmi bilgisi elde edilememiştir. Zhu K. ve ark.'nın yaptığı çalışmada [80] kontrastsız beyin BT ve BTA görüntüleri birlikte işlenmiştir. 499 hasta için yaptığı çalışmada sensitivite %69.35, spesifite %100'dür. Bathla G ve ark. [85], yapay zeka programını geliştirirken işlenmemiş 4B-BTA, BT görüntülerini de kullanmış olup sensitivite spesifite sırasıyla %96,3-%98,86 olarak saptanmıştır. Benzer şekilde Mejis M ve ark.'nın yaptığı çalışmada [83] 4B-BTA görüntüleri kullanılmış olup sensitivitesi %95, spesifitesi %92 olarak saptanmıştır. Çalışmamızda program geliştirilirken ek çekimlerin verilerinin işlenmesi ile yazılımımızın sensitivitenin ve spesifitenin arttırabileceği sonucuna varılmaktadır.

Zhu K ve ark.[81], Mair G ve ark.[76], Brugnara G ve ark. [80], Matsoukas S ve ark. [77], araştırmalarda yazılımların uygulandığı veri setlerini oluşturan hasta popülasyonlarının, inme tanı/tedavi klinik araştırmalarının mevcut kohortlarında bulunan hasta grupları olduğu görülmüştür. Bu sebeple araştırmaya dahil edilen tüm hastalar içinde gerçek SVO olgularının yüzdeleri yüksek olarak bulunmaktadır. Bizim çalışmamızın literatürde bulunan çalışmalardan en önemli farklarından biri,

çalışmamızda kullandığımız veri setimiz yani toplam hasta popülasyonumuz acil servise başvuran ve beyin BTA uygulanan tüm hastalar olarak belirlenmiştir. Toplam 1860 hasta içinde 317 hastada (%17) gerçek akut SVO olgusu saptanmıştır. Bu sayı kronik oklüzyonu olan olgularla birlikte 348 olup toplam 1860 hastanın %18’inde BT görüntülerinde oklüzyon saptanmıştır. Çalışmada geliştirdiğimiz yazılım, SVO olgularının toplam olgular içinde daha yüksek yüzdede bulunduğu ileri inme merkezlerinde bulunan hasta gruplarında veya literatürdeki çalışmalara benzer olarak başka inme çalışmalarının kohortlarında bulunan hasta grupları üzerinde uygulanırsa yazılımımızın performans parametrelerinin daha yüksek sonuç verebileceği düşünülmektedir.

Çalışmamızda incelenen hasta popülasyonunda preoklüziv darlık, kanama, stenoz, plak vb. olan olgular bulunmaktadır. Yapay zeka yazılımımız test edilirken tüm olgular serebrovasküler oklüzyon olan ve olmayan olgular olarak gruplandırılmıştır. Bu sebeple veri setimizde bulunan sağlıklı hastaların yanısıra plak, stenoz, preoklüziv darlık, kanama, diseksiyon gibi serebrovasküler patolojilere sahip olgular “oklüzyon yok” olan grupta sınıflandırılmıştır. Yazılım sonuçlarında yüksek oranda görülen yanlış pozitif değerlerin, yazılımın eğitiminde “oklüzyon yok” olarak yazılıma sunulan “sağlıklı” olgulardaki patolojilerden kaynaklandığı düşünülmektedir.

Çalışmamızdaki yapay zeka performans parametreleri incelendiğinde, geliştirdiğimiz yazılımın sensitivitenin (%62) spesifitenin (%19) göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Ayrıca geliştirdiğimiz yazılımın negatif prediktif değeri %76,11 olup geliştirilmesiyle tarama testi olarak kullanılabilmesi düşünülmektedir.

SVO tanı ve tedavisinde zaman oldukça önemlidir. Yapay zeka yazılımları büyük damar oklüzyonunun tespit süresini azaltıp uygun tedaviye hastanın daha erken ulaşmasını amaçlamaktadır [93]. Yapay zeka uygulamalarının kullanımının hastaların yönetiminde harcanan süreyi kısalttığı yapılan çalışmalarda gösterilmiştir [93-97]. Literatürde benzer çalışmalar incelendiğinde Sander Ee. Temmen. ve ark. yaptığı çalışmada [94] 21 inme olgusunun BT görüntüleri otomasyon platformu ile analiz edilmiştir, ve 13 radyolog tarafından yorumlanmıştır. Yapay zeka yazılımının - AP (otomasyon platformu), radyologlara kıyasla BTA ve perfüzyon BT görüntülerinin

yorumunda radyoloji uzmanlarından daha hızlı olduğu ancak LVO belirlemede sensitivitenin daha düşük olduğu tespit edilmiştir. AP ile analiz edilen olgularda, 1 ICA oklüzyonu, 2 M1 oklüzyonu ve 8 M2 oklüzyonu olan hasta daha sonrasında mekanik trombektomi ile tedavi edilmiştir, bu hastalar yapay zeka ile saptanamamıştır. Sonuç olarak AP, radyologlarla karşılaştırıldığında BTA ve perfüzyon BT'den daha kısa işlem süresine sahiptir ancak mekanik trombektomi ile tedavi edilmesi gerekebilen bazı LVO olguları atlanabilmektedir. Bizim çalışmamızda oklüzyonu olan 159 hastanın 38'i mekanik trombektomi ile tedavi edilmiştir. Bizim çalışmamız retrospektif olup geliştirilen yapay zeka programımız hastane sistemine entegre edilip gerçek tanı sürecinde kullanılmadığı için tanı süresinin üzerindeki etkisi araştırılamamıştır. Hassan AE. ve ark.'nın yaptığı çalışma [96] prospektif olup 43 hasta üzerinde gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada hastaların primer inme merkezinden kapsamlı inme merkezine ulaşmasına kadar geçen süre incelenmiştir. Yapay zeka yazılımının tedavi sürecinde kullanıldığı ve kullanılmadığı olgular karşılaştırılmıştır. Yapay zeka yazılımının kullanıldığı olgularda primer inme merkezinden kapsamlı inme merkezine ulaşım sürecinde geçen süre ortalama 22,5 dakika kadar azalmıştır. Morey JR. ve ark.'nın yaptığı 55 kişilik retrospektif çalışmada benzer şekilde Viz LVO uygulaması ile kapı iğne zamanı 25 dakika kısalmıştır [97]. Sonuç olarak yapay zeka uygulamaları hastane sistemlerine entegre edilerek tedavi sürecinde kullanıldığında tedavi sürelerinin kısaldığı gösterilmiştir fakat, önemli olabilecek büyük damar oklüzyonlarına sahip olgular yalnız yapay zeka uygulamaları ile atlanabilmektedir.

Literatüre bakıldığında yapay zekanın SVO tanı ve tedavisinde oklüzyonu tespit etmenin dışında birçok alanda geliştirilmiş algoritmaları mevcuttur. Tan D. ve ark.'nın yaptığı çalışmada inmede BTA görüntüleri hibrit bir mekanizma ile kullanılarak inme olgularında intrakraniyal kollateral dolaşım değerlendirilmiştir [98]. Benzer şekilde Aktar M. ve ark. ACCESS (İskemik Felçte Otomatik Kollateral Dolaşım Değerlendirmesi) programı ile 465 hastada endovasküler tedavinin prognozunda önemli olan kollateral dolaşım değerlendirmiş olup yazılımın tanısallık doğruluğu %84.78 olarak hesaplanmıştır [99]. Chen Y. ve ark.'nın yaptığı bir diğer çalışmada evrimsel sinir ağları yöntemi ile iskemik SVO alt tipleri değerlendirilmiştir [100]. Tao j. ve ark.'nın yaptığı çalışmada 4 boyutlu BT anjiyografi

ve BT Perfüzyon görüntülerinin birlikte kullanıldığı bir çalışmada 46 inme hastasında beyin perfüzyonu etkili bir şekilde değerlendirilip iskemik hasarın derecesi niceliksel olarak değerlendirilmiştir [101]. Bunun dışında yapay zeka uygulamalarının SVO hastalarının yönetimindeki yeri ile ilgili yapılan çalışmalar arasında, SVO tanısında yapay zeka yazılımlarının kontrastsız beyin BT görüntülerini değerlendirmedeki performansının incelendiği çalışmalar mevcuttur [102]. Ayrıca SVO tanısında manyetik rezonans görüntülerinin incelenmesi alanında yapay zeka uygulamalarının işlendiği çalışmalar bulunmaktadır [103]. Literatüre bakıldığında yapay zekanın SVO harici birçok patolojiyi saptamada kullanıldığı görülmektedir. Örneğin; Aydın N. ve ark. kontrastsız yüksek çözünürlüklü BT ile COVID pnömonisi bulgularını yapay zeka ile değerlendirmiştir [104].

Tüm bu çalışmalar incelendiğinde yapay zeka uygulamaları hekimlerin ve hastane işleyişini kolaylaştırmaktadır. Radyolojik açıdan bilgisayar destekli programların duyarlılığı yüksek olup tarama testi olarak kullanılabilir ve tanı, tedavi sürecini hızlandırabilir. Henüz radyolojik açıdan altın standart olarak kabul edilebilecek bir yazılım geliştirilememiştir. Sonuç olarak yapay zeka yazılımlarının uzman hekim denetimi olmadan klinik uygulamalarda tek başına kullanılması henüz mümkün olmamakla birlikte, güncel araştırmalar ve gelişmeler ışığında umut vadetmektedir.

5.1. Kısıtlılıklar

1. Çalışmamızdaki vaka sayısı ele alındığında damar oklüzyonu olan hasta sayısının azlığı çalışmamızın sonuçlarını olumsuz yönde etkileyebilecek bir faktör olarak değerlendirilebilir. Örneklem sayısının artırılması ile veya yazılımımızın damar oklüzyonu olan hasta oranının daha fazla olduğu merkezlerden elde edilen hasta grupları üzerinde uygulanması ile yazılımımızın performansının gelişebileceği düşünülmektedir.
2. Yaptığımız literatür incelemesinde birçok çalışmanın yazılım ve görüntüleme şirketleri tarafından finanse edildiği görülmüştür. Daha büyük finansal ve teknik destekle yapılacak bir çalışmada, yazılımımızın performansının gelişebileceği düşünülmektedir.

6. SONUÇLAR

- 1- Çalışmamızda geliştirdiğimiz yapay zeka yazılımının tüm boyutlardaki damar oklüzyonlarını tespit etmedeki performans parametreleri incelendiğinde: yazılımımızın sensitivitesi %62,9; spesifiteleri %19,3 olarak tespit edilmiştir. Ayrıca pozitif prediktif değeri %11,27 negatif prediktif değeri %76,11 olarak saptanmıştır. Bu veriler geliştirdiğimiz yapay zeka programının tarama testi olarak kullanabileceğini göstermektedir.
- 2- Çalışmamızda geliştirdiğimiz yapay zeka yazılımının ve literatürdeki benzer yazılımların performans parametrelerinden yanlış pozitif değerlerin yüksek oranda saptandığı görülmektedir. Çalışmamızda radyoloji uzmanı raporlarına göre toplam oklüzyon sayısı 156, yapay zeka analizine göre toplam oklüzyon sayısı 887 bulunmuştur. 156 olgu içinde yapay zeka analizine göre oklüzyonu tespit edilen vaka sayısı 100'dür. Radyoloji uzman yorumu altın standart olarak baz alındığında yanlış pozitiflik oranı %80,7'dir. Yüksek yanlış pozitiflik oranının eğitim setindeki sağlıklı hasta grubunda bulunan plak, diseksiyon, anevrizma gibi patolojilerin olup tamamen sağlıklı olmamasından ve oklüzyonu olan hasta grubunun sayısının düşük olmasından kaynaklandığı düşünülmektedir.
- 3- Literatürdeki benzer çalışmalar incelendiğinde, yapılan çalışmalarda hasta sayılarının 104-8657 arasında değiştiği görülmektedir. Veri setinin büyütülmesi, yapay zeka modellerinin genelleme yeteneğini iyileştirmek ve aşırı uyumu azaltmak için kritik bir yöntemdir. Modelin farklı durumlar ve koşullara daha etkin bir şekilde uyum sağlaması için, veri setinin genişletilmesi, modelin öğrenme kapasitesini artırır.
- 4- Radyoloji uzman raporlarının 24 saat boyunca elde edilemediği acil servislerde, akut iskemik SVO olgularının erken tanınmasında yapay zeka analizlerinin acil servis hekimlerine büyük kolaylıklar sağlayabileceği düşünülmektedir. Bu yazılımların acil servis hekimlerinin klinik değerlendirmeleri ile birlikte kullanımı ile daha yüksek tanı doğruluğu değerleri elde edilebileceği düşünülmektedir.

KAYNAKÇA

1. Mozaffarian, D., et al., Heart Disease and Stroke Statistics-2016 Update: A Report From the American Heart Association. *Circulation*, 2016. **133**(4): p. e38-360.
2. Ranjan, A., et al., Assessment Of Risk Factors Influencing Functional Outcomes In Cerebral Stroke Patients Using modified Rankin Scale. *World Journal Of Pharmacy and Pharmaceutical Sciences*, 2018. **7**.
3. Ozturk, S., Serebrovasküler hastalık epidemiyolojisi ve risk faktörleri dünya ve Türkiye perspektifi. *Türk Geriatri Dergisi*, 2010. **13**(1): p. 51-58.
4. Taşdemir, N., et al., Akut İskemik Strokta Beyin Tomografisi Erken Bulgularının Değerlendirilmesi. *Dicle Tıp Dergisi*, 2008. **35**(1): p. 50-57.
5. Jauch, E.C., et al., Guidelines for the early management of patients with acute ischemic stroke: a guideline for healthcare professionals from the American Heart Association/American Stroke Association. *Stroke*, 2013. **44**(3): p. 870-947.
6. Lev, M.H., et al., CT angiography in the rapid triage of patients with hyperacute stroke to intraarterial thrombolysis: accuracy in the detection of large vessel thrombus. *J Comput Assist Tomogr*, 2001. **25**(4): p. 520-8.
7. Powers, W.J., et al., 2018 Guidelines for the Early Management of Patients With Acute Ischemic Stroke: A Guideline for Healthcare Professionals From the American Heart Association/American Stroke Association. *Stroke*, 2018. **49**(3): p. e46-e110.
8. Pekçevik, Y. and G. Yılmaz Ovalı, İskemik İnmede BT ve BT Anjiyografi. *Türk Radyoloji Seminerleri*, 2021(9): p. 9.
9. Potter, C.A., et al., CT for Treatment Selection in Acute Ischemic Stroke: A Code Stroke Primer. *Radiographics*, 2019. **39**(6): p. 1717-1738.
10. Ünal, A. and T. Özel, Akut İskemik İnmenin Medikal Tedavisi. *Türk Radyoloji Seminerleri*, 2021(9): p. 13.
11. Lees, K.R., et al., Time to treatment with intravenous alteplase and outcome in stroke: an updated pooled analysis of ECASS, ATLANTIS, NINDS, and EPITHET trials. *Lancet*, 2010. **375**(9727): p. 1695-703.

12. Silva, G.S. and R.G. Nogueira, Endovascular Treatment of Acute Ischemic Stroke. *Continuum (Minneapolis, Minn)*, 2020. **26**(2): p. 310-331.
13. Emberson, J., et al., Effect of treatment delay, age, and stroke severity on the effects of intravenous thrombolysis with alteplase for acute ischaemic stroke: a meta-analysis of individual patient data from randomised trials. *Lancet*, 2014. **384**(9958): p. 1929-35.
14. Fonarow, G.C., et al., Timeliness of tissue-type plasminogen activator therapy in acute ischemic stroke: patient characteristics, hospital factors, and outcomes associated with door-to-needle times within 60 minutes. *Circulation*, 2011. **123**(7): p. 750-8.
15. Jadhav, A.P., S.M. Desai, and T.G. Jovin, Indications for Mechanical Thrombectomy for Acute Ischemic Stroke: Current Guidelines and Beyond. *Neurology*, 2021. **97**(20 Suppl 2): p. S126-s136.
16. Powers, W.J., et al., Guidelines for the Early Management of Patients With Acute Ischemic Stroke: 2019 Update to the 2018 Guidelines for the Early Management of Acute Ischemic Stroke: A Guideline for Healthcare Professionals From the American Heart Association/American Stroke Association. *Stroke*, 2019. **50**(12): p. e344-e418.
17. Gajurel, B., et al., The National Institute of Health Stroke Scale Score and Outcome in Acute Ischemic Stroke. *Journal of Institute of Medicine Nepal (JIOMN)*, 2014. **36**(3).
18. Go, S. and J. Kornegay, Stroke Syndromes, in *Tintinalli's Emergency Medicine: A Comprehensive Study Guide*, 9e, J.E. Tintinalli, et al., Editors. 2020, McGraw-Hill Education: New York, NY.
19. Benjamin, E.J., et al., Heart Disease and Stroke Statistics-2017 Update: A Report From the American Heart Association. *Circulation*, 2017. **135**(10): p. e146-e603.
20. TÜİK. Ölüm ve Ölüm Nedeni İstatistikleri, 2021. 2023; Available from: <https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Olum-ve-Olum-Nedeni-Istatistikleri-2021-45715>.
21. Campbell, B.C.V., et al., Ischaemic stroke. *Nat Rev Dis Primers*, 2019. **5**(1): p. 70.
22. Yi, Y., et al., Penumbra in Acute Ischemic Stroke. *Curr Neurovasc Res*, 2021. **18**(5): p. 572-585.

23. Mangiardi, M., et al., The Pathophysiology of Collateral Circulation in Acute Ischemic Stroke. *Diagnostics (Basel)*, 2023. **13**(14).
24. Davis, S. and G.A. Donnan, Time is Penumbra: imaging, selection and outcome. The Johann jacob wepfer award 2014. *Cerebrovasc Dis*, 2014. **38**(1): p. 59-72.
25. Baran, O. and N. Tanrıöver, Serebral damarların akım özellikleri ve anatomisi, in *İntrakranial Vasküler Malformasyonlar*, N. Özkan, Editor. 2019, Türkiye Klinikleri: Ankara. p. 7-13.
26. von Arx, T., et al., The Face – A Vascular Perspective. A literature review. *Swiss Dent J*, 2018. **128**(5): p. 382-392.
27. Karatas, A., et al., The Anatomy of Circulus Arteriosus Cerebri (Circle of Willis): A Study in Turkish Population. *Turk Neurosurg*, 2016. **26**(1): p. 54-61.
28. Pai, S.B., R.G. Varma, and R.N. Kulkarni, Microsurgical anatomy of the middle cerebral artery. *Neurol India*, 2005. **53**(2): p. 186-90.
29. Ökten, A.İ. and A. Güzel, Beynin Arteriyel Anatomisi. *Türk Nöroşirürji Dergisi*, 2012. **22**(3): p. 171-188.
30. Shapiro, M., et al., Neuroanatomy of the middle cerebral artery: implications for thrombectomy. *J Neurointerv Surg*, 2020. **12**(8): p. 768-773.
31. Kashtiar, A., et al., Anatomical Variations and Anomalies of the Middle Cerebral Artery. *World Neurosurg*, 2024. **183**: p. e187-e200.
32. Morales-Roccuzzo, D., et al., A primer to vascular anatomy of the brain: an overview on anterior compartment. *Surg Radiol Anat*, 2024.
33. Chandra, A., et al., The cerebral circulation and cerebrovascular disease I: Anatomy. *Brain Circ*, 2017. **3**(2): p. 45-56.
34. Uz, A., The segmentation of the posterior cerebral artery: a microsurgical anatomic study. *Neurosurg Rev*, 2019. **42**(1): p. 155-161.
35. Nas, E., G. Nteli Chatzioglou, and Ö. Gayretli, Anatomical evaluation of P1 segment of posterior cerebral artery and posterior communicating artery in 340 human hemispheres: a proposal for morphological classification. *Surg Radiol Anat*, 2024.
36. Cereda, C. and E. Carrera, Posterior cerebral artery territory infarctions. *Front Neurol Neurosci*, 2012. **30**: p. 128-31.

37. Yew, K.S. and E.M. Cheng, Diagnosis of acute stroke. *Am Fam Physician*, 2015. **91**(8): p. 528-36.
38. İnanç, Y., et al., Posterior Sirkülasyon İnfarktlarının Risk Faktörleri, Etyoloji Ve Klinik Özellikleri Bakımından Cisiyetler Arası Farklılıkları: Gözlemsel Çalışma. *Harran Üniversitesi Tıp Fakültesi Dergisi*, 2014. **11**(3): p. 247-252.
39. Balami, J.S., R.L. Chen, and A.M. Buchan, Stroke syndromes and clinical management. *Qjm*, 2013. **106**(7): p. 607-15.
40. Chalos, V., et al., National Institutes of Health Stroke Scale: An Alternative Primary Outcome Measure for Trials of Acute Treatment for Ischemic Stroke. *Stroke*, 2020. **51**(1): p. 282-290.
41. Haggag, H. and C. Hodgson, Clinimetrics: Modified Rankin Scale (mRS). *J Physiother*, 2022. **68**(4): p. 281.
42. Broderick, J.P., O. Adeoye, and J. Elm, Evolution of the Modified Rankin Scale and Its Use in Future Stroke Trials. *Stroke*, 2017. **48**(7): p. 2007-2012.
43. El-Koussy, M., et al., Imaging of acute ischemic stroke. *Eur Neurol*, 2014. **72**(5-6): p. 309-16.
44. Nukovic, J.J., et al., Neuroimaging Modalities Used for Ischemic Stroke Diagnosis and Monitoring. *Medicina (Kaunas)*, 2023. **59**(11).
45. Yoshimura, S., et al., Endovascular Therapy for Acute Stroke with a Large Ischemic Region. *N Engl J Med*, 2022. **386**(14): p. 1303-1313.
46. Dhamija, R.K. and G.A. Donnan, The role of neuroimaging in acute stroke. *Ann Indian Acad Neurol*, 2008. **11**(Suppl 1): p. S12-s23.
47. Caruso, P., et al., Multimodal CT pc-ASPECTS in infratentorial stroke: diagnostic and prognostic value. *Neurol Sci*, 2021. **42**(10): p. 4231-4240.
48. Gibbons, I. and O. Williams, BET 2: FAST or ROSIER to identify suspected stroke in the prehospital setting? *Emerg Med J*, 2020. **37**(9): p. 586-587.
49. Nor, A.M., et al., The Recognition of Stroke in the Emergency Room (ROSIER) scale: development and validation of a stroke recognition instrument. *Lancet Neurol*, 2005. **4**(11): p. 727-34.
50. Gasecki, D., et al., Blood Pressure Management in Acute Ischemic Stroke. *Curr Hypertens Rep*, 2020. **23**(1): p. 3.

51. Ahmed, N., et al., Consensus statements and recommendations from the ESO-Karolinska Stroke Update Conference, Stockholm 11-13 November 2018. *Eur Stroke J*, 2019. **4**(4): p. 307-317.
52. Amukotuwa, S.A., et al., Automated Detection of Intracranial Large Vessel Occlusions on Computed Tomography Angiography: A Single Center Experience. *Stroke*, 2019. **50**(10): p. 2790-2798.
53. Aishwarya, G., et al., Contemporary Evolution of Artificial Intelligence (AI): An Overview and Applications. 2022.
54. McCarthy, J., et al., A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955. *AI Magazine*, 2006. **27**(4): p. 12.
55. Toosi, A., et al., A Brief History of AI: How to Prevent Another Winter (A Critical Review). *PET Clin*, 2021. **16**(4): p. 449-469.
56. Kautz, H., The Third AI Summer: AAAI Robert S. Engelmore Memorial Lecture. *AI Magazine*, 2022. **43**(1): p. 105-125.
57. Lecun, Y. and Y. Bengio, Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series. 1995.
58. Ghosh, A., et al., Fundamental Concepts of Convolutional Neural Network. 2020. p. 519-567.
59. Van Rossum, G., A brief timeline of Python. *The history of Python*, 2009.
60. Zubair, A.S. and K.N. Sheth, Emergency Care of Patients with Acute Ischemic Stroke. *Neurol Clin*, 2021. **39**(2): p. 391-404.
61. Wafa, H.A., et al., Burden of Stroke in Europe: Thirty-Year Projections of Incidence, Prevalence, Deaths, and Disability-Adjusted Life Years. *Stroke*, 2020. **51**(8): p. 2418-2427.
62. Jadhav, A.P., et al., Neuroimaging of Acute Stroke. *Neurol Clin*, 2020. **38**(1): p. 185-199.
63. Herpich, F. and F. Rincon, Management of Acute Ischemic Stroke. *Crit Care Med*, 2020. **48**(11): p. 1654-1663.
64. Chalet, L., et al., Clinical Imaging of the Penumbra in Ischemic Stroke: From the Concept to the Era of Mechanical Thrombectomy. *Front Cardiovasc Med*, 2022. **9**: p. 861913.

65. Panicker, S., et al., CT Imaging Computed Tomography/Computed Tomography Angiography/Perfusion in Acute Ischemic Stroke and Vasospasm. *Neuroimaging Clin N Am*, 2024. **34**(2): p. 175-189.
66. Román, L.S., et al., Imaging features and safety and efficacy of endovascular stroke treatment: a meta-analysis of individual patient-level data. *Lancet Neurol*, 2018. **17**(10): p. 895-904.
67. Qian, J., et al., A meta-analysis of collateral status and outcomes of mechanical thrombectomy. *Acta Neurol Scand*, 2020. **142**(3): p. 191-199.
68. Albers, G.W., et al., Thrombectomy for Stroke at 6 to 16 Hours with Selection by Perfusion Imaging. *N Engl J Med*, 2018. **378**(8): p. 708-718.
69. Nogueira, R.G., et al., Thrombectomy 6 to 24 Hours after Stroke with a Mismatch between Deficit and Infarct. *N Engl J Med*, 2018. **378**(1): p. 11-21.
70. Saver, J.L., Time is brain--quantified. *Stroke*, 2006. **37**(1): p. 263-6.
71. Daubail, B., et al., Impact of Mechanical Thrombectomy on the Organization of the Management of Acute Ischemic Stroke. *Eur Neurol*, 2016. **75**(1-2): p. 41-7.
72. Jalal, S., et al., Impact of 24/7/365 Attending Radiologist Coverage on the Turnaround Time of Trauma-Related Imaging Studies Being Finalized Within 48 Hours in an Emergency Radiology Department, Offering a Perspective from a Tertiary Care Hospital. *Can Assoc Radiol J*, 2021. **72**(4): p. 862-870.
73. Coleman, S., et al., Radiology 24/7 In-House Attending Coverage: Do Benefits Outweigh Cost? *Curr Probl Diagn Radiol*, 2016. **45**(4): p. 241-6.
74. Abraham, A., et al., Machine learning for neuroimaging with scikit-learn. *Front Neuroinform*, 2014. **8**: p. 14.
75. Mair, G., et al., Accuracy of artificial intelligence software for CT angiography in stroke. *Ann Clin Transl Neurol*, 2023. **10**(7): p. 1072-1082.
76. Matsoukas, S., et al., AI software detection of large vessel occlusion stroke on CT angiography: a real-world prospective diagnostic test accuracy study. *J Neurointerv Surg*, 2023. **15**(1): p. 52-56.
77. Cimflova, P., et al., Validation of a machine learning software tool for automated large vessel occlusion detection in patients with suspected acute stroke. *Neuroradiology*, 2022. **64**(12): p. 2245-2255.

78. Fasen, B., R.C.M. Berendsen, and R.M. Kwee, Artificial intelligence software for diagnosing intracranial arterial occlusion in patients with acute ischemic stroke. *Neuroradiology*, 2022. **64**(8): p. 1579-1583.
79. Brugnara, G., et al., Deep-learning based detection of vessel occlusions on CT-angiography in patients with suspected acute ischemic stroke. *Nat Commun*, 2023. **14**(1): p. 4938.
80. Zhu, K., et al., Automated Segmentation of Intracranial Thrombus on NCCT and CTA in Patients with Acute Ischemic Stroke Using a Coarse-to-Fine Deep Learning Model. *AJNR Am J Neuroradiol*, 2023. **44**(6): p. 641-648.
81. Bagcilar, O., et al., Automated LVO detection and collateral scoring on CTA using a 3D self-configuring object detection network: a multi-center study. *Sci Rep*, 2023. **13**(1): p. 8834.
82. Meng, S., et al., End-to-end artificial intelligence platform for the management of large vessel occlusions: A preliminary study. *J Stroke Cerebrovasc Dis*, 2022. **31**(11): p. 106753.
83. Meijs, M., et al., Image-level detection of arterial occlusions in 4D-CTA of acute stroke patients using deep learning. *Med Image Anal*, 2020. **66**: p. 101810.
84. Chan, N., et al., Machine-learning algorithm in acute stroke: real-world experience. *Clin Radiol*, 2023. **78**(2): p. e45-e51.
85. Bathla, G., et al., Image level detection of large vessel occlusion on 4D-CTA perfusion data using deep learning in acute stroke. *J Stroke Cerebrovasc Dis*, 2022. **31**(11): p. 106757.
86. Seker, F., et al., Diagnostic accuracy of automated occlusion detection in CT angiography using e-CTA. *Int J Stroke*, 2022. **17**(1): p. 77-82.
87. Rodrigues, G., et al., Automated Large Artery Occlusion Detection in Stroke: A Single-Center Validation Study of an Artificial Intelligence Algorithm. *Cerebrovasc Dis*, 2022. **51**(2): p. 259-264.
88. Yahav-Dovrat, A., et al., Evaluation of Artificial Intelligence-Powered Identification of Large-Vessel Occlusions in a Comprehensive Stroke Center. *AJNR Am J Neuroradiol*, 2021. **42**(2): p. 247-254.
89. Stib, M.T., et al., Detecting Large Vessel Occlusion at Multiphase CT Angiography by Using a Deep Convolutional Neural Network. *Radiology*, 2020. **297**(3): p. 640-649.

90. Sheth, S.A., et al., Machine Learning-Enabled Automated Determination of Acute Ischemic Core From Computed Tomography Angiography. *Stroke*, 2019. **50**(11): p. 3093-3100.
91. Czap, A.L., et al., Machine Learning Automated Detection of Large Vessel Occlusion From Mobile Stroke Unit Computed Tomography Angiography. *Stroke*, 2022. **53**(5): p. 1651-1656.
92. Rava, R.A., et al., Validation of an artificial intelligence-driven large vessel occlusion detection algorithm for acute ischemic stroke patients. *Neuroradiol J*, 2021. **34**(5): p. 408-417.
93. Soun, J.E., et al., Artificial Intelligence and Acute Stroke Imaging. *AJNR Am J Neuroradiol*, 2021. **42**(1): p. 2-11.
94. Temmen, S.E., et al., Duration and accuracy of automated stroke CT workflow with AI-supported intracranial large vessel occlusion detection. *Sci Rep*, 2023. **13**(1): p. 12551.
95. Yang, Y., et al., Early Diagnosis of Acute Ischemic Stroke by Brain Computed Tomography Perfusion Imaging Combined with Head and Neck Computed Tomography Angiography on Deep Learning Algorithm. *Contrast Media Mol Imaging*, 2022. **2022**: p. 5373585.
96. Hassan, A.E., et al., Early experience utilizing artificial intelligence shows significant reduction in transfer times and length of stay in a hub and spoke model. *Interv Neuroradiol*, 2020. **26**(5): p. 615-622.
97. Morey, J.R., et al., Real-World Experience with Artificial Intelligence-Based Triage in Transferred Large Vessel Occlusion Stroke Patients. *Cerebrovasc Dis*, 2021. **50**(4): p. 450-455.
98. Tan, D., et al., Automatic Evaluating of Multi-Phase Cranial CTA Collateral Circulation Based on Feature Fusion Attention Network Model. *IEEE Trans Nanobioscience*, 2023. **22**(4): p. 789-799.
99. Aktar, M., et al., Automatic collateral circulation scoring in ischemic stroke using 4D CT angiography with low-rank and sparse matrix decomposition. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2020. **15**(9): p. 1501-1511.
100. Chen, Y., et al., Ischemic stroke subtyping method combining convolutional neural network and radiomics. *J Xray Sci Technol*, 2023. **31**(2): p. 223-235.

101. Tao, J., et al., Value of 4D CT Angiography Combined with Whole Brain CT Perfusion Imaging Feature Analysis under Deep Learning in Imaging Examination of Acute Ischemic Stroke. *Comput Intell Neurosci*, 2022. **2022**: p. 2286413.
102. Potreck, A., et al., Accuracy and Prognostic Role of NCCT-ASPECTS Depend on Time from Acute Stroke Symptom-onset for both Human and Machine-learning Based Evaluation. *Clin Neuroradiol*, 2022. **32**(1): p. 133-140.
103. Yang, R., et al., Image Features of Magnetic Resonance Angiography under Deep Learning in Exploring the Effect of Comprehensive Rehabilitation Nursing on the Neurological Function Recovery of Patients with Acute Stroke. *Contrast Media Mol Imaging*, 2021. **2021**: p. 1197728.
104. Aydın, N. and Ö. Çelik, Contribution of artificial intelligence applications developed with the deep learning method to the diagnosis of COVID-19 pneumonia on computed tomography. *Tuberk Toraks*, 2021. **69**(4): p. 486-491.