T.C.
ESKİŞEHİR OSMANGAZİ ÜNİVERSİTESİ
TIP FAKÜLTESİ

ACİL EKOKARDİYOGRAFİ İLE ÖLÇÜLEN AORT ÇIKIMI ÇAPLARININ BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ İLE TANISAL DOĞRULUK AÇISINDAN KARŞILAŞTIRILMASI VE MAKİNE ÖĞRENMESİ KULLANILARAK ALGORİTMA OLUŞTURULMASI

Dr. Ömer Erdem ŞEVİK

Acil Tıp Anabilim Dalı
TIPTA UZMANLIK TEZİ

ESKİŞEHİR
2023

T.C.
ESKİŞEHİR OSMANGAZİ ÜNİVERSİTESİ
TIP FAKÜLTESİ

ACİL EKOKARDİYOGRAFİ İLE ÖLÇÜLEN AORT ÇIKIMI ÇAPLARININ BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ İLE TANISAL DOĞRULUK AÇISINDAN KARŞILAŞTIRILMASI VE MAKİNE ÖĞRENMESİ KULLANILARAK ALGORİTMA OLUŞTURULMASI

Dr. Ömer Erdem ŞEVİK

Acil Tıp Anabilim Dalı
TIPTA UZMANLIK TEZİ

TEZ DANIŞMANI
Prof. Dr. Nurdan ACAR

ESKİŞEHİR
2023

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Dekanlığı'na,

Tıpta Uzmanlık Tezi olarak hazırlayıp sunduğum "Acil Ekokardiyografi ile Ölçülen Aort Çıkımı Çaplarının Bilgisayarlı Tomografi ile Tanısal Doğruluk Açısından Karşılaştırılması ve Makine Öğrenmesi Kullanılarak Algoritma Oluşturulması" başlıklı tez; bilimsel ahlak ve değerlere uygun olarak tarafımdan yazılmıştır. Tezimin fikir/hipotezi tümüyle tez danışmanım ve bana aittir. Tezde yer alan araştırma tarafımca yapılmış olup, tüm cümleler, yorumlar bana aittir.

Bu tez çalışmasıyla ilgili tüm süreçler Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu tarafından, 31 Mart 2021 tarihinde, 36 numaralı kararla onaylanmıştır.

Yukarıda belirtilen hususların doğruluğunu beyan ederim.

Öğrencinin Adı Soyadı: Ömer Erdem ŞEVİK

Tarih:

İmza:

TEZ KABUL VE ONAY SAYFASI

T.C.
ESKİŞEHİR OSMANGAZİ ÜNİVERSİTESİ
TIP FAKÜLTESİ DEKANLIĞINA,

Dr. Ömer Erdem ŞEVİK'e ait "Acil Ekokardiyografi ile Ölçülen Aort Çıkımı Çaplarının Bilgisayarlı Tomografi ile Tanısal Doğruluk Açısından Karşılaştırılması ve Makine Öğrenmesi Kullanılarak Algoritma Oluşturulması" adlı tez çalışması jürimiz tarafından Acil Tıp Anabilim Dalında Tıpta Uzmanlık Tezi olarak oy birliği ile kabul edilmiştir.

Tarih:

Jüri Başkanı Prof. Dr. Nurdan ACAR
Acil Tıp Anabilim Dalı

Üye Prof. Dr. Engin ÖZAKIN
Acil Tıp Anabilim Dalı

Üye Doç. Dr. Filiz BALOĞLU KAYA
Acil Tıp Anabilim Dalı

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Fakülte Kurulunun …/…./….. Tarih ve ……/…… Sayılı Kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. Atilla Özcan ÖZDEMİR
Dekan

TEŞEKKÜR

Tezimin her aşamasında yanımda olan, desteğini esirgemeyen, öğrencisi olmaktan gurur duyduğum değerli tez danışmanım ve hocam sayın Prof. Dr. Nurdan ACAR'a teşekkürlerimi sunarım. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Acil Tıp Anabilim Dalında yapmış olduğum uzmanlık eğitimim süresince bilgi ve deneyimleri ile düşüncelerime ışık tutan, Türkiye Acil Tıp'ına önemli çalışmalarıyla katkıda bulunan ve yön veren değerli hocalarım Prof. Dr. Muhammed Evvah KARAKILIÇ'a, Prof. Dr. Engin ÖZAKIN'a, Doç. Dr. Filiz BALOĞLU KAYA'ya, Doç. Dr. Mustafa Emin ÇANAKÇI'ya, çalışmamda büyük emekleri olan sayın Doç. Dr. Nevin AYDIN'a ve sayın Dr. Öğr. Üyesi Muzaffer BİLGİN'e ayrıca teşekkür ederim. Uzmanlık eğitimim boyunca birlikte nöbet tutmanın ayrıcalık olduğunu hissettiğim değerli çalışma arkadaşlarıma teşekkür ederim. Bugünlere gelmemdeki katkılarından ve desteklerinden dolayı tüm aileme sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

ÖZET

Şevik Ö, E. 'Acil Ekokardiyografi ile Ölçülen Aort Çıkımı Çaplarının Bilgisayarlı Tomografi ile Tanısal Doğruluk Açısından Karşılaştırılması ve Makine Öğrenmesi Kullanılarak Algoritma Oluşturulması' Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Acil Tıp Anabilim Dalı Tıpta Uzmanlık Tezi, Eskişehir, 2023. Aortik hastalıklar (AH), 48 saat boyunca her saat başına %1-2 artan bir ölüm riski ile kritik acil durumlardır. AH için yaygın bir tanı aracı kontrastlı bilgisayarlı tomografi (BT) iken, ultrasonografi giderek popülerlik kazanmaktadır. Makine öğrenmesi (MÖ), bilgisayarların verilerdeki modelleri tanıyarak karar verme için kullanmasına yardımcı olur. Amacımız, BT ve bakım noktasında ultrasonda (POCUS) aortik ölçümlerin tanısal doğruluk açısından karşılaştırılmasıydı. Tek merkezli çalışmamız, acil serviste aortik BT çekilmiş yetişkinleri içeriyordu. Diyastol sonunda parasternal uzun aks penceresinde POCUS ile aort çıkımı ölçüldü. BT ölçümleri Radyoloji hekimi tarafından ana pulmoner arter seviyesinden yapıldı. MÖ algoritmaları PIPNeT ve ResNet-101 ile eğitildi. 125 hasta (%35,2 kadın, ortanca yaş: 67) olan çalışmamızda, POCUS ve BT ölçümlerini Bland-Altman grafikleri ve Passing ve Bablok regresyonu kullanarak karşılaştırdık. POCUS için anevrizma varlığı için Cohen kappa katsayısı (κ) 0.177, MÖ için κ=0.089 idi. MÖ performans analizinde, normalleştirilmiş ortalama hata %20,9, başarısızlık oranı %64,8 ve ROC eğrisinde eğri altındaki alan %10,6 idi. Acil servis hekimleri tarafından yapılan POCUS, anevrizma ve ölçümleri değerlendirmede MÖ'den daha başarılıydı. Ancak BT ile orta derecede bir korelasyon, eğitim programlarında POCUS'a daha çok yer verilmesi gerekliliğine işaret etmektedir. Çalışmamızda MÖ aort çıkımının görüntüye girdiği kare ile eğitildi ve testleri bunun üzerinde yapıldı. POCUS'taki dinamik görüntü ve probla görüntünün optimal elde edilmesi gerekliliği de düşünüldüğünde bu aşamada MÖ, Acil Tıp hekimi için bilgisayar destekli tanı aracı olarak kullanılabilir.

Anahtar Kelimeler: Aort anevrizması, Acil Tıp, Makine Öğrenmesi, POCUS

ABSTRACT

Sevik O, E. 'Comparison of Measurement of Aortic Diameters by Point-of-Care Ultrasonography with Computerized Tomography in terms of Diagnostic Accuracy and Creating an Algorithm Using Machine Learning' Eskisehir Osmangazi University Faculty of Medicine Emergency Department Residency Thesis Eskisehir, 2023 Aortic diseases (AD) are critical emergencies, with a mortality risk increasing by 1-2% every hour for 48 hours. While contrast-enhanced computed tomography (CT) is a common diagnostic tool for AD, ultrasound is gaining popularity. Machine learning (ML) helps computers recognize patterns in data for decision-making. We aimed to assess diagnostic accuracy by comparing aortic measurements in chest CT and point-of-care ultrasound (POCUS) images. Our single-center study included adults undergoing aortic CT in the emergency department. Emergency medicine residents measured aortic dimensions with POCUS in the parasternal long-axis window during end-diastole. CT measurements were made from the main pulmonary artery level. ML algorithms were trained with PIPNeT and ResNet-101. In our study of 125 patients (35.2% female, median age 67), we compared POCUS and CT measurements using Bland-Altman plots and Passing and Bablok regression. For POCUS, Cohen's kappa coefficient (κ) for aneurysm presence was 0.177. For ML, the κ was 0.089. In ML performance analysis, the normalized mean error was 20.9%, failure rate 64.8%, and ROC AUC 10.6%. POCUS by emergency residents outperformed ML in assessing aneurysms and metric measurements. However, a moderate correlation with CT for ML suggests the need for enhanced POCUS training. ML was trained and tested with aortic root's still images in our study. ML at this point could aid emergency physicians as a computer aided diagnostic tool given dynamic images and optimal visualization requirements.

Key Words: Aortic Aneurysm, Emergency Medicine, Machine Learning, POCUS

İÇİNDEKİLER

TEZ KABUL VE ONAY SAYFASI	İİİ
TEŞEKKÜR	İV
ÖZET	V
ABSTRACT	Vİ
İÇİNDEKİLER	Vİİ
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	İX
ŞEKİLLER DİZİNİ	X
TABLOLAR DİZİNİ	Xİ
1. GİRİŞ	1
2. GENEL BİLGİLER	3
2.1. Aortun Anatomisi ve Fonksiyonu	3
2.1.1. Aortun Yapısı	4
2.2. Aort Dilatasyonu, Anevrizması ve Diseksiyonu	5
2.2.1. Tanımlar	5
2.2.2. Aort Diseksiyonu – İnsidans ve Epidemiyoloji	6
2.2.3. Sınıflama	6
2.3. Aort Patolojilerinde Görüntüleme Yöntemleri	9
2.4. Acil Serviste Bakım Noktasında Ultrason (POCUS) Kullanımı	10
2.4.1. Ultrasonografi ve Makine Öğrenmesi	11
3. GEREÇ VE YÖNTEM	13
3.1. Çalışma Tasarımı	13
3.2. Çalışma Popülasyonunun Seçimi	15
3.3. Makine Öğrenmesi İçin Kullanılan Teknik	15
3.4. Verilerin Elde Edilmesi	19
3.5. İstatistiksel Analiz	19
4. BULGULAR	21
4.1. Demografik Bulgular	21
4.2. Acil Servis POCUS ile Aort Çıkımı Ölçümü Bulguları	21
4.3. Acil Servis POCUS'un Anevrizma Varlığı Açısından Bulguları	22
4.4. Makine Öğrenmesi ile Aort Çıkımı Ölçümü Bulguları	22

4.5. Makine Öğrenmesi Algoritmasının Anevrizma Varlığı Açısından Bulguları 23
4.6. Acil Servis POCUS ile Makine Öğrenmesi Algoritmasının Anevrizma Varlığı Açısından Karşılaştırılması 23
4.7. Makine Öğrenmesi Algoritması Performans Analizleri 24
5. TARTIŞMA 26
6. SONUÇ VE ÖNERİLER 30
KAYNAKLAR 31

SİMGELER VE KISALTMALAR

AAA	Abdominal aort anevrizması
AAS	Akut aortik sendromlar
ACC	American College of Cardiology
ACEP	American College of Emergency Physicians
AD	Aort diseksiyonu
AH	Aort hastalıkları
AHA	American Heart Association
BT	Bilgisayarlı tomografi
IRAD	International Registry of Acute Aortic Dissection
LR	Likelihood oranı
MÖ	Makine öğrenmesi
MRG	Manyetik rezonans görüntüleme
NPV	Negatif öngörü değeri
POCUS	Bakım noktası ultrasonu
PPV	Pozitif öngörü değeri
TAA	Torakal aort anevrizması
TÖE	Transözefagial Ekokardiyografi
TTE	Transtorasik ekokardiyografi

ŞEKİLLER

Sayfa

2.1 Aort tabakaları 3

2.2 Aort diseksiyonunda lümenlerin şematik görünümü 6

2.3 Aort diseksiyonlarının sınıflaması 8

2.4 Parasternal uzun aks ve ön sınırdan ön sınıra ölçüm 9

3.1 Çıkan Aort BT görüntüsü ve ölçüm 14

3.2 Normalleştirilmiş ortalama hata için ölçüm formülü 16

3.3 ROC eğrileri için EAA 17

4.1 POCUS ve BT ile aort çıkımı ölçümlerinin karşılaştırılmasının Bland-Altman grafiği 22

4.2 Makine öğrenmesi algoritması ve BT ile aort çıkımı ölçümlerinin karşılaştırılmasının Bland-Altman grafiği 23

4.3 İşaretlenen ve makine öğrenmesi algoritması ile ölçülen POCUS görüntüleri 25

TABLOLAR

Sayfa

2.1. Aort hastalıkları için risk faktörleri 4

2.2. Aort diseksiyonunun semptom başlangıç süresine göre sınıflaması 7

2.3. Aort diseksiyonunda Stanford sınıflaması 8

2.4. Aort diseksiyonunda DeBakey sınıflaması 8

2.5. Aort görüntüleme yöntemlerinin karşılaştırılması 10

4.1. Çalışmaya alınan hastaların özgeçmiş özellikleri 21

4.2. Makine Öğrenmesi Algoritmasının ve POCUS ölçümlerinin anevrizma varlığı açısından karşılaştırılması 24

1. GİRİŞ

Aort diseksiyonu (AD) ve aort anevrizması (bundan sonra bu iki durumdan aort hastalıkları (AH) olarak bahsedilecektir) yaşamı tehdit eden, erken dönemde tanı alması ve tedavi başlanması gereken tıbbi durumlardan ikisidir. İlk 48 saat içerisinde her saatte ölüm riskinin %1-2 oranında artması bu iki durumu 'gerçek birer acil' yapmaktadır (1,2).

AH tanısında birçok merkezde bilgisayarlı tomografiye (BT) ulaşımın kolay olması, aort ve büyük dallarının kolayca görüntülenebilmesi nedeniyle BT öncelikle tercih edilmektedir. Mevcut aort görüntüleme yöntemleri arasında acil hasta bakımında kolay ulaşılabilmesi ve görüntü özelliklerinin de seçici olması nedeniyle altın standart kabul edilmektedir (3). Ancak BT hastaların radyasyon maruziyetini artırmakta, kontrastlı görüntüleme sebebiyle böbrek hasarı riski taşımakta ve sağlık hizmeti sunumunda ek maliyete sebep olmaktadır. Resüsitasyon gereken hastaların kritik bakı alanından ayrılmak zorunda kalmaması ve ultrasonografi cihazlarının ve acil servislerde bakım noktasında kullanım maliyetinin BT'ye göre daha ucuz olması, radyoaktif madde içermemesi ve birçok hastalık için duyarlılık ve özgüllüğünün yüksek olması popülaritesini her geçen gün artırmaktadır (2).

Bununla birlikte ultrasonografi BT'ye göre uygulayıcı performansına daha çok bağlıdır ve bu konuda tanısal doğruluk açısından daha fazla klinik araştırmaya ihtiyaç olduğu bildirilmektedir (4,5).

Makine öğrenmesi (MÖ), bir bilgisayar sisteminin veri setlerindeki modelleri yakalayıp bu bilgiyi karar vermede kullanmasını sağlayan bir yöntemdir. Bu görüntü örneklerinin saptanması için denetimli, kısmen denetimli ve denetimsiz algoritmalar geliştirilmektedir (6). Günümüzde makine öğrenmesi tıbbi uygulamalarda da yerini almaya başlamıştır. Değişik ultrasonografik tanısal çalışmalar (başta kanser taramaları ve ekokardiyografi ölçümleri olmak üzere) MÖ kullanılarak en uygun hale getirilmeye çalışılmaktadır. Bu sayede özellikle ultrasonografi gibi yapana bağımlı uygulamalar arasında uygulayıcılar arası sonuç farklarını en aza indirmek amaçlanmaktadır (2,4,7).

Biz çalışmamızda, acil servisimize bir yıl içinde başvuran ve herhangi bir endikasyonla çekilen ve BT görüntülemelerinde çıkan aort kesitlerinin görüntülendiği hastalardaki ve Acil Tıp Anabilim Dalı araştırma görevlisi doktorları tarafından yapılan bakım noktasında ekokardiyografik aort görüntülemelerindeki aort çıkımı ölçümlerinin rakamsal değerlerini karşılaştırarak tanısal doğruluk düzeyini araştırmayı amaçladık. Aynı zamanda elde edilen görüntüleri makine öğrenmesi teknikleri ile bir algoritma yazılımı kullanarak aort anevrizması olan hastaların erken dönemde tanınmasını amaçladık.

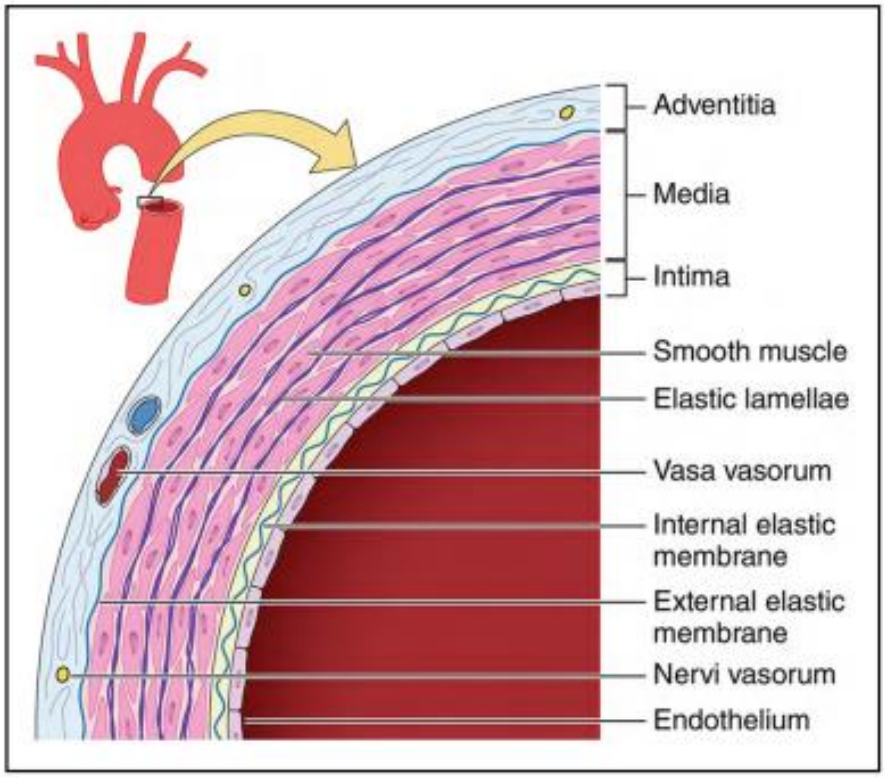
2. GENEL BİLGİLER

2.1. Aortun Anatomisi ve Fonksiyonu

Aort kalbin sol ventrikülünden çıktıktan sonra tek bir yapı olarak iliak arterlere kadar ilerleyen vücuttaki en büyük damarsal yapıdır. Güncel literatürde anatomik olarak beş ana bölüme ayrılmış olarak incelenir: Aort kökü, çıkan aort, aort kavsi, inen aort, abdominal aort (3).

Aort, kalpten pompalanan kanı organlara ulaştıran ana atardamar olarak işlev görür. Aorttan ayrılan dallar organların içerisine doğru giderek kılcal damarlara kadar küçük dallara ayrılır ve daha sonra kalbe geri dönüş sağlamak üzere venöz yapılara dökülür.

Çalışmamızda incelenen “çıkan aort”, mediastenin ön kısmında yer alır ve yaklaşık 3-3,5 cm çapında, 5 cm uzunluğundadır (8).



Şekil 2.1 Aort tabakaları (3)

2.1.1. Aortun Yapısı

Aort histolojik olarak üç tabakadan oluşur. İnce iç tabaka endotelyal hücrelerden oluşur ve '*intima'* tabakası olarak adlandırılır. Ortadaki kalın tabaka '*media'*dır ve sistolik basınçlara dayanıklı elastik dokulardan ve düz kastan oluşur. En dıştaki '*adventisya'* çoğunlukla kolajen içeriklidir (Şekil 2.1). Aortun kendisinin arteriyel ve venöz dolaşımını sağlar.

Tablo 2.1. Aort hastalıkları için risk faktörleri

Hasta Özgeçmişi ve Soygeçmişine Bağlı Faktörler	
Ateroskleroz açısından riskli	Sigara
	Hipertansiyon
	Hiperkolesterolemi
Başka anevrizma varlığı	Abdominal Aort anevrizması
	Serebral damar anevrizması
Daha önce AD geçirme öyküsü	
Genetik yatkınlık	
Sendromik bağ dokusu hastalıkları	Marfan Sendromu
	Ehler-Danlos Sendromu
	Loeys-Dietz Sendromu
	Turner Sendromu
Sendromik olmayan bozukluklar	Ailesel Torasik Aort Anevrizma-Diseksiyonu
Aort kapağında yapısal bozukluk	Biküspid aort kapağı
Enfeksiyöz ve İnflamatuar Sebepler	
Enfeksiyöz	Septik emboli
	Direkt bakteriyel inokülasyon
İnflamatuar	Takayasu aortiti
	İnflamatuar anevrizma
	Nonspesifik lenfoplazmaselüler aortit
	Sistemik lupus eritematozus
	Behçet Sendromu
Travma	
Künt travma	Göğüs travması
Spor	Ağır kaldırma
Gebelik	
İyatrojenik	
Cerrahi	Aortu ilgilendiren operasyonlar
Diğer	
Madde Kötüye Kullanımı	
Stimülan ilaçlar	Kokain
	Amfetamin

2.2. Aort Dilatasyonu, Anevrizması ve Diseksiyonu

Akut aortik sendromlar (AAS) AD, delici aterosklerotik ülser, intramural hematom ve aortik anevrizmal sızıntıdan meydana gelen ve yaşamı tehdit eden durumların genel ismidir. Aort dilatasyonu ve anevrizması ise kendi başlarına birer AAS olmayıp, bu hastalıkların ortaya çıkmasına yol açan risk faktörlerinden bazılarıdır.

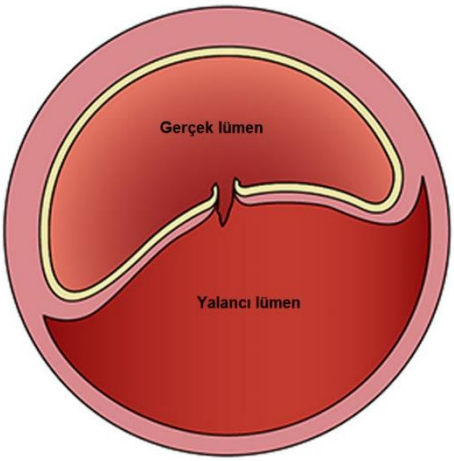
Normal yaşlanma sürecinde de izlenen tunika media tabakasında dejenerasyon AD için öncüldür. Hipertansiyon ise bu süreci hızlandırır.

Aort hastalıkları için risk faktörleri Tablo 2.1'de verilmiştir.

2.2.1. Tanımlar

Bir arterin anevrizmatik kabul edilmesi için tanımlanmış normal çapının 1,5 katı ve üzerinde olması gerekir (9). Ancak bu sınıflama çıkan aorta uygulandığında normal değer 5,25 cm olarak bulunur ki yapılan çalışmalarda bu değerin tedavi gerektiren hastalık ve ölüm riski açısından uygun olmadığı sonucuna varılmıştır. AD riski üzerine yapılmış bir popülasyon çalışmasında 4 cm üzerindeki çıkan çaplarda 89 kat, 4,5 cm üzerindeki çaplarda ise riskin 6000 kat arttığı saptanmıştır (10). Bu nedenle güncel ACC/AHA kılavuzunda **4 cm** üzerindeki çaplar dilatasyon, **4,5 cm** üzerindeki çaplar ise anevrizma olarak tanımlanmıştır (3).

AD, aortun intima tabakasının yırtılması ve bu yırtıkla birlikte oluşan ikinci lümene aynı anda kan akımının dolması sonucu oluşur. İntimal ayrışma bir diseksiyon flebi oluşturarak aort içinde iki ayrı lümen oluşturur. Bunlardan ilkine 'gerçek lümen', ikincisine (diseksiyon flebi ile aortun media tabakası arasında oluşan lümene) ise 'yalancı lümen' adı verilir. Şematik gösterimi Şekil 2.2'de gösterilmiştir.



Şekil 2.2 Aort diseksiyonunda gerçek ve yalancı lümenin şematik görünümü (3)

2.2.2. Aort Diseksiyonu – İnsidans ve Epidemiyoloji

Hastane öncesinde ölüm ve dünyanın çeşitli bölgelerindeki otopsi oranlarının ve ülkelerin klinik ve adli pratiklerinin farklılık göstermesi sebebiyle AD insidansı kesin olarak bilinememektedir. Bununla birlikte Aralık 2022'de yayınlanan, çeşitli ülkelerde farklı zamanlarda yapılan çalışmalardan elde edilen insidans verilerini karşılaştıran bir çalışmada bu oran 100000 kişilik popülasyonda 2,80-17,6 arasında belirtilmiştir (11).

Türkiye'de konu ile ilgili geniş kapsamlı bir epidemiyolojik çalışmaya literatürde rastlanmamıştır. AD ile ilgili yapılan çalışmalarda toplanan verilerin farklılığı, çalışmanın yapıldığı hastanelerin seviyelerinde farklılık gibi sebeplerle ulusal genellenebilir bir oran verilmemektedir.

2.2.3. Sınıflama

Aort hastalıklarında aortun tutulan bölgesi ve patolojik durumun gelişim sürecine bağlı olarak tedavi seçenekleri (cerrahi tedavi veya damar içi-*endovasküler*- girişim) ve tedavi sonrası dönemde ölüm ve sakatlık açısından farklılıklar görülmesi nedeniyle klinik uygulamada değişik sınıflamalar kullanılmaktadır. Çıkan aortun hastalıkları mortalite açısından en riskli sınıftır (12). Çalışmamızda çıkan aort hastalıklarını transtorakal ekokardiyografi

(TTE) ile görüntüledik ve ölçümleri kontrastlı toraks BT görüntülerinde aort çapının ölçümleriyle karşılaştırdık.

- **Aort Anevrizması Sınıflaması**

Aort anevrizmaları, anevrizmanın saptandığı anatomik konuma göre ‘abdominal aort anevrizması (AAA)’ ve ‘torakal aort anevrizması (TAA)’ olarak sınıflandırılır. Anevrizmanın konumu hem toraksı hem de abdomeni kapsayacak şekilde genişse ‘torakoabdominal aort anevrizması’ olarak isimlendirilir.

- **Aort Diseksiyonu Sınıflaması**

AD sınıflaması semptom başlangıç süresine ve diseksiyon flebini içeren kısmına göre yapılır.

Semptom başlangıç süresine göre *International Registry of Acute Aortic Dissection* (IRAD)’in önerisine göre hiperakut, akut, subakut ve kronik dönem olarak sınıflama yapılır (3). Bu sınıflama Tablo 2.2’te verildi.

Etkilenen bölgeye göre olan sınıflamada ise birçok sistem olsa da Stanford sınıflaması (Tablo 2.3) ve DeBakey sınıflaması (Tablo 2.4) dünyada en yaygın kullanılan iki sistemdir (3). Şematik görünümü Şekil 2.3’te verildi.

Tablo 2.2 Aort diseksiyonunun semptom başlangıç süresine göre sınıflaması

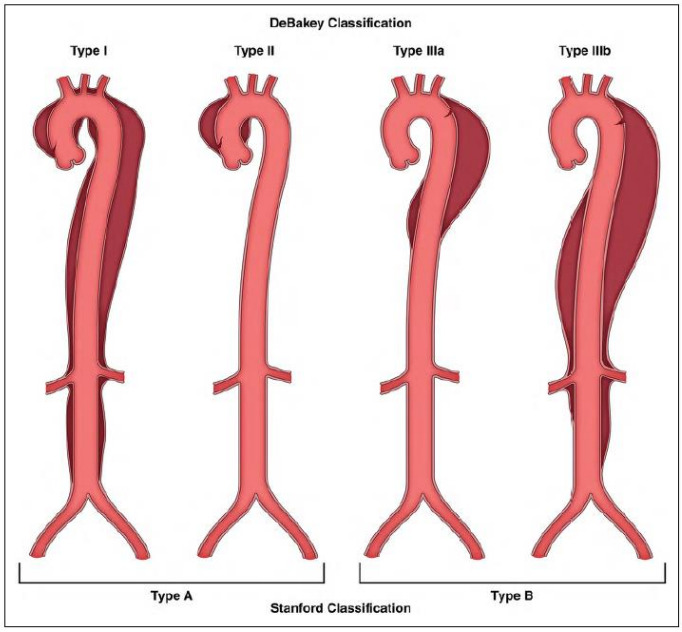
Hiper Akut	<24 saat
Akut	2-7 gün
Subakut	8-30 gün
Kronik	>30 gün

Tablo 2.3 Aort diseksiyonunda Stanford sınıflaması

Tip	**Etkilenen Bölge**
Tip A	Çıkan aortu ilgilendiren tüm diseksiyonlar
Tip B	Çıkan aort hariç tüm bölgedeki diseksiyonlar

Tablo 2.4 Aort diseksiyonunda DeBakey sınıflaması

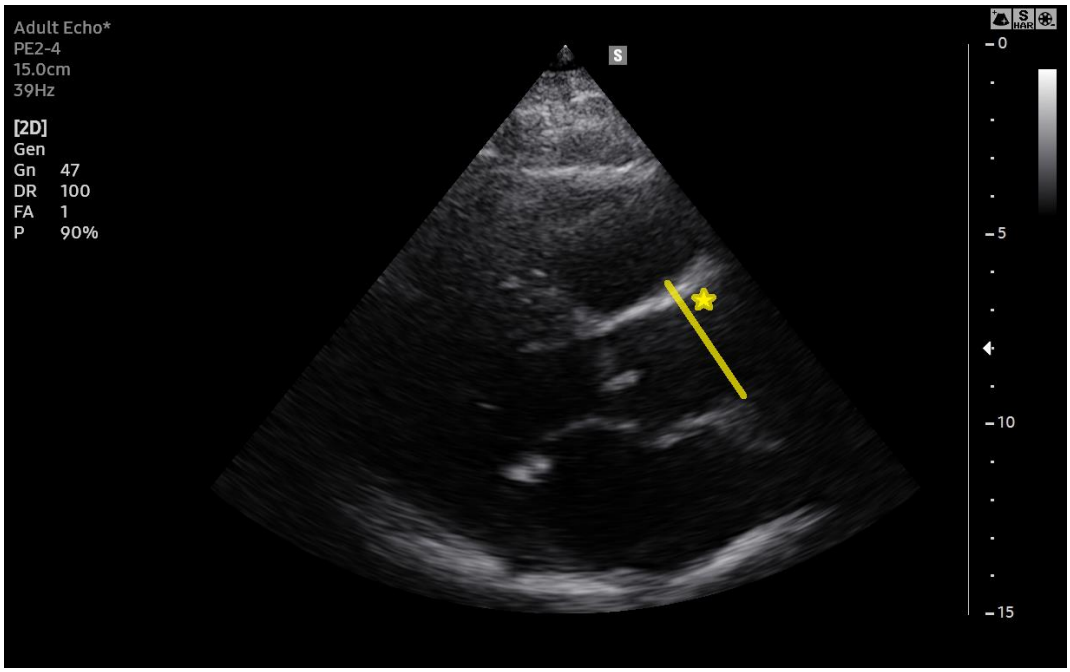
Tip	**Etkilenen Bölge**
Tip 1	Çıkan aortadan köken alıp, aortik ark ve inen aortu içine alır.
Tip 2	Diseksiyon sadece çıkan aort ile sınırlı kalır.
Tip 3a	Diseksiyon sadece inen torasik aort ile sınırlı kalır.
Tip 3b	Diseksiyon inen torasik aorttan köken alır ve abdominal aorta kadar uzanır.



Şekil 2.3 Aort diseksiyonlarının sınıflaması (3)

2.3. Aort Patolojilerinde Görüntüleme Yöntemleri

Aort anatomisini ve patolojilerini en uygun şekilde görüntülemek için özel görüntüleme protokollerine gereksinim vardır. Bu patolojileri saptamak için manyetik rezonans görüntüleme (MRG), transözefagial ekokardiyografi (TÖE), BT ve TTE seçenekler arasındadır. Görüntüleme yöntemi seçimi hasta hemodinamisi, böbrek fonksiyonları, kontrast madde alerjisi gibi her hasta için ayrı özelliklere, aynı zamanda da kurumun imkanlarına bağlıdır. Bununla birlikte, acil servislerde aort anevrizmasının komplikasyonları ve AD ön tanısında hastalığın hızla kötüleşebilme potansiyeli sebebiyle en sık tercih edilen görüntüleme yöntemleri kontrastlı BT ve TTE olmaktadır. Bu görüntüleme yöntemlerinin avantaj ve dezavantajları Tablo 2.5'te verilmiştir (3). Buna göre, hasta başında uygulanabilmesi, iyonize radyasyon içermemesi ve dinamik bir yöntem olması sebebiyle TTE acil servislerde tercih edilmektedir.



Şekil 2.4 Parasternal uzun aks ve ön sınırdan ön sınıra ölçüm (Dr. Ömer Erdem Şevik kişisel arşivinden)

Tablo 2.5 Aort görüntüleme yöntemlerinin karşılaştırılması

Parametre	**BT**	**TTE**	**MRG**	**TÖE**
Ulaşılabilirlik	+++	+++	++	++
Taşınabilirlik	-	+++	-	+++
Görüntü elde etme hızı	+++	++	+	++
Uzamsal çözünürlük	+++	++	++	+++
Zamansal çözünürlük	+	+++	++	+++
Üç boyutlu veri seti	+++	+	++	+
Ark ve dallarının değerlendirmesi	+++	++	+++	+
Kapak ve ventriküler değerlendirmesi	+	+++	++	+++

BT: Bilgisayarlı tomografi, TTE: Transtorasik ekokardiyografi MRG: Manyetik rezonans görüntüleme, TÖE: Transözefagial ekokardiyografi

Çalışmamızda kontrastlı BT'de çıkan aort çapının ölçümünde öneriye göre iç duvardan iç duvara ölçüm şeklini kullandık. Eğer çıkan aort duvarında aterosklerotik görüntü, diffüz kalınlaşma gibi duvar anomalileri varsa, dış kenardan dış kenara ölçümün de raporlanması önerilmektedir. TTE ile parasternal uzun aks penceresinden ölçüm yapılacaksa ön sınırdan ön sınıra şeklinde ölçüm önerilmiştir (3) (Şekil 2.4).

2.4. Acil Serviste Bakım Noktasında Ultrason (POCUS) Kullanımı

Günümüzde ultrasonografi, gelişen teknolojisi ve cihazların artan taşınabilirliği ile birçok klinikte sağlık hizmeti sunumunda hasta başında kullanıma geçmiştir. Odaklanmış ekokardiyografi başta olmak üzere POCUS kullanımı özellikle AD gibi zaman duyarlı hastalıklarda klinisyenin ayırıcı tanısını daraltarak ve hastanın altın standart tanı yöntemine ulaşımını hızlandırarak hem tanıda hem tedavide yardımcı olmaktadır.

1990'ların başlarında *American College of Emergency Physicians* (ACEP) ultrasonografinin acil tıp pratiğinde kullanımını ve acil tıp asistan eğitimine dahil edilmesini önermiş ve acil serviste ultrasonografi kullanımı ile ilgili kılavuzlar yayınlamıştır (13).

POCUS, Tip-A AD ile benzer semptomları da olan akut miyokard enfarktüsü, pulmoner tromboemboli, perikardiyal tamponad gibi kardiyovasküler sistemi ilgilendiren diğer yaşamı tehdit edici hastalıkların da eş zamanlı değerlendirilmesine olanak sağlar. Yapılan birçok çalışma acil servise başvuran ve Tip-A AD ön tanılı hastalarda acil tıp hekimlerinin POCUS kullanarak doğru tanıya daha hızlı ulaşmasını sağladığını ortaya koymuştur (14–16). Ancak ultrasonografinin BT'ye göre daha fazla uygulayıcı bağımlı sonuçları olması nedeniyle tanısal doğruluk açısından daha fazla klinik çalışmaya gereksinim oluşturur. Ultrasonografinin uygulayıcı bağımlı sonuçları sebebiyle var olan kısıtlılığının giderilmesinde makine öğrenmesi kullanımı yakın zamanda çalışılmaya başlanan ve başarılı sonuçların alındığı bir araştırma alanı olmuştur.

2.4.1. Ultrasonografi ve Makine Öğrenmesi

Yapay zeka en genel tanımı ile insan zekası gerektiren işlerin bilgisayar sistemleri tarafından yapılabilmesidir. MÖ büyük bir veri setinden bilgisayar sisteminin kendi kendine öğrenmesi ve bu veri setinden öğrendiği bilgileri referans alarak ilk defa karşılaştığı olguları yorumlaması şeklinde çalışır. MÖ sistemlerinin sınıflandırılmasında birçok yöntem olsa da genel olarak; denetimli, yarı denetimli, denetimsiz şeklinde üç sınıfa ayrılır. Denetimli öğrenme yönteminde makineye saptaması istenen veri daha önceden sonuçları bilinen, etiketlenmiş verilerden oluşan eğitim seti ile algoritmaya öğretilir. Daha sonra önceden görülmemiş bir veri setinde istenen etiketleri saptama yeteneği test edilir (17).

BT ve x-ray görüntüleme gibi sabit görüntü içeren yöntemlerde kullanılan makine öğrenmesi son zamanlarda ultrason gibi dinamik yöntemlerde de olumlu sonuçlar vermeye başlamıştır (18). Bilgisayar destekli tanı, regresyon ve doku segmentasyonu makine öğrenmesinin

ultrasonografideki başlıca kullanım alanlarıdır (19). Doku segmentasyonu yapısal sınırların tariflenmesi olarak tanımlanabilir. Ultrasonografi görüntülerinde çeşitli gölgeler, belirgin sınırı olmayan yapılar ve kullanılan probun özelliklerine göre frekans, derinlik ve çözünürlük farkları olması sebebiyle segmentasyon görece daha zordur. Genelde iki adımlı bir yöntem izlenir. İlk adımda görüntünün piksel bazında sınıflandırılması yapılır ve ikinci adımda ultrasonografi görüntülerindeki 'karıncalı' görüntünün düzeltilmesi yapılır.

Yer imi algılama yöntemi ise MÖ'de görüntü segmentasyonunun bir alt grubu olarak tanımlanabilir. Bu yöntemde görüntüdeki iki veya daha fazla belirlenmiş noktanın tanımlanması amaçlanmaktadır. Ekokardiyografide septum, aortik ve mitral kapaklar, çıkan aortun anterior ve posterior duvarları buna örnek olarak gösterilebilir.

3. GEREÇ VE YÖNTEM

3.1. Çalışma Tasarımı

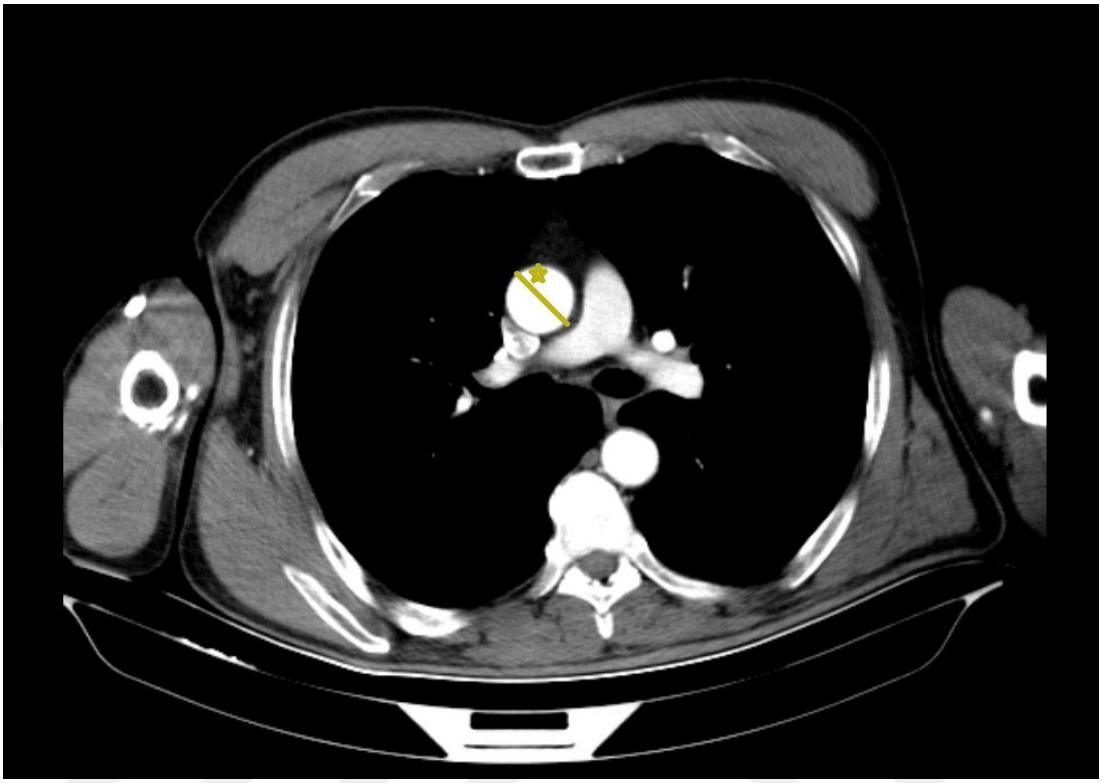
Çalışma tek merkezli, ileriye dönük ve gözlemsel olarak tasarlandı. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu onayı alındıktan sonra çalışmaya başlandı (Karar tarihi: 31 Mart 2021, karar sayısı: 36). Çalışma grubuna görüntü alımı 22.04.2021 ile 07.01.2022 tarihleri aralığında yapıldı. Çalışmaya dahil olan gönüllüler sağlık hizmeti sunumunda üçüncü basamak sınıfında olan Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sağlık, Uygulama ve Araştırma Hastanesi'nin Acil Servis'ine 112 ambulans hizmetleri ile getirildi veya ayaktan başvurdu. Gönüllülerden çalışmaya katılacaklarına dair yazılı rıza alındı.

Çalışma öncesinde ultrasonografi ölçümü yapacak Acil Tıp araştırma görevlisi doktorları ultrasonografi ve ölçüm tekniği açısından eğitildi. Çalışmada kullanılan ultrasonografik ölçümler acil servis hekimi tarafından yapıldı ve veri formuna kaydedildi.

AD ön tanısı olma şartı aranmaksızın acil serviste çıkan aortun görüntüye girdiği BT çekimi yapılan (aortogram, beyin-boyun BT anjiografi, kontrastlı toraks BT) hastalara BT çekimi öncesinde Acil Tıp araştırma görevlisi doktorları tarafından odaklanmış TTE uygulandı. Çalışma standardı olarak parasternal uzun aks penceresinden çıkan aort ölçümü diyastol sonunda yapıldı (Şekil 2.4). Çalışmada Samsung marka HS50 model ultrasonografi cihazı ve 2.0-4.0 MHz frekans aralığı bulunan PE2-4 model kardiyak prob kullanıldı. Çalışmaya alınan hastaların BT çekimleri Siemens marka Somatom Perspective-2015 model 64 çoklu kesitli BT cihazı ile yapıldı.

Ölçüm yapılan değer santimetre olarak, AD ve/veya TAA görünümünün olup olmaması, hastaların demografik bilgileri ve hastaların özgeçmişleri veri formuna kaydedildi. Aynı zamanda ölçüm yapılan görüntüler makine öğrenmesi algoritmasında test edilmek üzere toplandı. POCUS ölçümlerinin

BT çekimlerinden önce yapılması şart koşularak bu sayede ölçümü yapan klinisyenin BT ölçümlerine kör olması sağlandı.



Şekil 3.1 Çıkan aort BT görüntüsü ve ölçüm (Dr. Ömer Erdem Şevik kişisel arşivinden)

Çalışma grubunun BT'deki çıkan aort çapı ölçümleri, dilatasyon, anevrizma veya diseksiyon varlığı tek bir Radyoloji Anabilim Dalı öğretim üyesi tarafından POCUS ile ölçülen değerlere kör olarak raporlandı. Ölçüm yapılırken ana pulmoner arter seviyesinden çıkan aort çapının en geniş aksı şeklinde alındı. (Şekil 3.1)

Otuz sağlıklı gönüllünün odaklanmış ekokardiyografi görüntüleri ise video olarak kaydedildi. Videolar elektronik ortamda ayrı ayrı karelere ayrıldı ve algoritma öğrenmesi için kullanıldı. Çalışma başında hesaplanan güç değeri %80 olacak şekilde gönüllü sayısı 112 (+%10 kayıp öngörüsü ile 123) olarak hesaplandı. Ancak görüntülerin kaydedilmesinde yaşanan sorunlar veya kullanılabilir kalitede olmayan parasternal uzun aks görüntüleri sebebiyle

çalışmaya ek hastalar dahil edildi, toplamda 160 hastanın görüntüsü çalışmaya alındı, görüntü eksiklikleri, kayıt kayıpları çıkarıldığında 125 hasta çalışma grubunu oluşturdu.

3.2. Çalışma Popülasyonunun Seçimi

- **Çalışmaya Dahil Edilme Kriterleri**

- 18 yaş ve üzeri hastalar

- Çıkan aortun görüntüye girdiği BT çekimi yapılmış hastalar

- **Çalışmadan Çıkarılma Kriterleri**

- İncinebilir popülasyondaki hastalar

- Çalışmaya katılmaya rıza vermemiş hastalar

- POCUS yapılmamış hastalar

3.3. Makine Öğrenmesi İçin Kullanılan Teknik

Makine öğrenmesi algoritmasının eğitimi PIPNeT ile ResNet-101 kullanılarak yapıldı. Yer imi algılama ölçüm metrikleri aşağıda tarif edildiği gibi kullanıldı.

- **Normalleştirilmiş Ortalama Hata - *Normalized Mean Error* (NME)**

Bilgisayarlı görüş ve yüz hatları tespiti gibi alanlarda yaygın olarak kullanılan bir performans ölçütüdür. Bu ölçüt, yüz hatları tespitindeki doğruluğu ölçer ve yüzdeki önemli noktaların konumunu belirler. Bu yöntem modifiye edilerek ekokardiyografi parasternal uzun aks görüntüsünde çıkan aortun anterior ve posterioru işaretlendi.

NME, tespit edilen her bir yer imi noktasının gerçek konumuyla hesaplanan hata oranlarını ölçer. Hata oranları, gerçek noktanın ve tespit edilen noktanın Euclidean (öklid) mesafesiyle ölçülür ve daha sonra görüntünün boyutuyla normalleştirilir. Bu normalleştirme işlemi ultrasonografi

kullanılırken farklı derinliklerde elde edilen görüntülerin farklı boyutlara sahip olabileceği gerçeği dikkate alınarak yapılır.

NME, tespit edilen her yer imi noktası için hesaplanan hata oranlarının ortalamasını alarak bir ölçüt sağlar. Bu ölçüt, farklı algoritmaların performansını karşılaştırmak ve daha iyi sonuçlar elde etmek için kullanılır. Daha düşük bir NME değeri, daha iyi bir performansı gösterir ve daha doğru bir nokta tespiti anlamına gelir. NME formülü Şekil 3.2'de verildi.

$$NME = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\frac{||x_k - y_k||_2}{d}$$

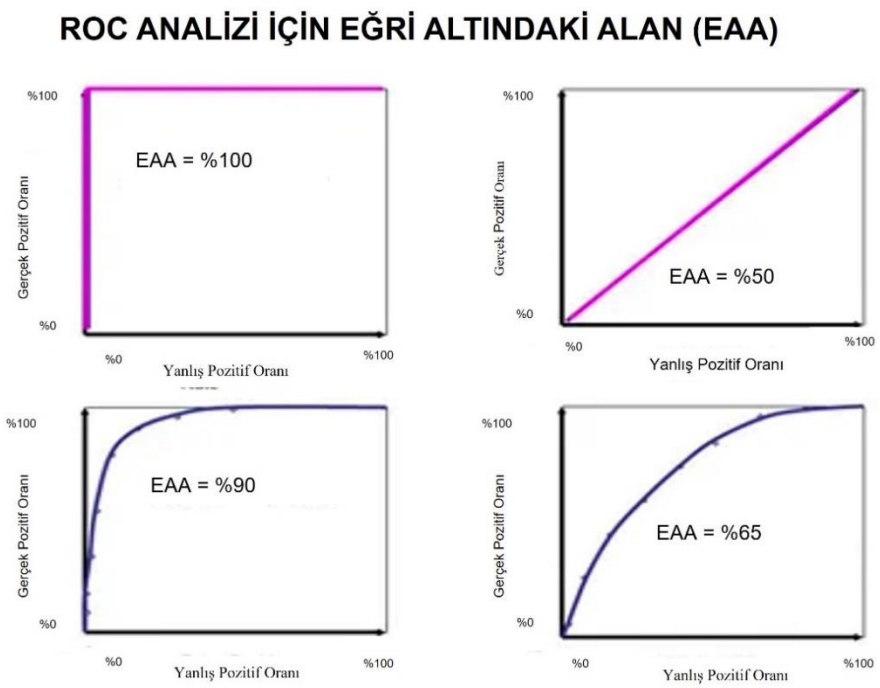
Şekil 3.2 Normalleştirilmiş ortalama hata için ölçüm formülü

Burada,
N, tespit edilen yer imi noktalarının sayısını,
y, tespit edilen yer imi noktasının konumunu,
x, gerçek yer imi noktasının konumunu,
d, ölçüm birimi çapını ifade eder

Formülde, tüm yer imi noktaları için hesaplanan hata oranları normalleştirilir ve ardından ortalama hata oranı hesaplanır.

- **Eğri Altındaki Alan (EAA): –** ***Area Under Curve***

ROC farklı sınıflar için bir olasılık eğrisidir. Tipik bir ROC eğrisinde X ekseninde Yanlış Pozitif Oran – *False Positive Rate* (FPR) ve Y ekseninde Gerçek Pozitif Oran – *True Positive Rate* (TPR) vardır (Şekil 3.3). EAA model becerisinin başka bir deyişle model performansının bir özeti olarak kabul edilebilir. Kapsanan alan ne kadar büyükse, model verilen sınıfları ayırt etmede daha iyidir. EAA için ideal değer 1'dir.



Şekil 3.3 ROC eğrileri için EAA (Dr. Özer Çelik izni ile)

Yer imi algılama için Gerçek Olumsuz- *True Negative* değeri hesaplamak doğru değildir. Çünkü bu, sınıflandırma problemi için kullanılan bir metriktir. Yer imi algılama bir tespit problemi olduğu için bu metrik kullanılamaz.

Bunun yerine, yer imi algılama performansı, doğru olarak tespit edilen noktaların sayısı – *True Positive* (TP) ve yanlış olarak tespit edilen noktaların sayısı – *False Positive* (FP) kullanılarak değerlendirilir.

Dolayısıyla, ROC eğrisi hesaplanırken, TPR ve FPR, doğru olarak tespit edilen noktaların toplam sayısı ve yanlış olarak tespit edilen noktaların toplam sayısı kullanılır. TP değerleri, gerçek pozitiflerin sayısıdır ve FP değerleri, yanlış pozitiflerin sayısıdır.

- **Başarısızlık Oranı - *Failure Rate* (FR):**

Başarısızlık oranı modelin tüm veri setinde doğru bir şekilde tespit edemediği noktaların oranını gösterir.

Örneğin, bir parasternal uzun aks görüntüsünde çıkan aort duvarlarının konumlarını tespit etmek için bir yer imi algılama modeli kullanıldığında FR, modelin tespit edemediği aort duvarlarının toplam sayısının tüm aort duvarı işaretlemelerinin sayısına bölümüyle hesaplanır. Başka bir deyişle, modelin tespit edemediği noktaların yüzdesini başarısızlık oranı olarak ifade eder.

FR modelin performansını değerlendirmek için önemli bir ölçüttür. Düşük bir FR, modelin tüm veri setinde daha fazla noktayı doğru bir şekilde tespit ettiği anlamına gelir ve dolayısıyla modelin performansı daha iyidir.

- **Ortalama Radyal Hata – *Mean Radial Error* (MRE):**

MRE, tespit edilen noktanın gerçek konumuna olan uzaklığının, tespit edilen noktanın görüntü merkezine olan uzaklığına oranının ortalama değeridir. Bu oran bir ölçeklendirme faktörü ile çarpılarak (örneğin; görüntünün çapı) bir doğru doğruluk ölçüsü elde edilir.

MRE, yer imi tespitinde kullanılan bir ölçüttür ve tespit edilen yer imi noktalarının doğruluğunu ölçmek için kullanılır. Bu ölçü, tespit edilen noktaların gerçek konumlarından ne kadar uzak olduğunu hesaba katar ve yer imi tespitindeki hataların ölçülmesinde önemli bir metrik olarak kabul edilir.

- **Standart Sapma - *Standart Deviation* (SD):**

Bir veri kümesinin dağılımının ölçüsüdür. Yer imi algılama algoritmalarında SD, belirlenen yer imi noktalarının gerçek konumlarına göre ne kadar doğru olduğunu gösterir. SD, tüm yer imi noktaları için ayrı ayrı veya toplam olarak hesaplanabilir.

Tüm yer imi noktaları için ayrı ayrı SD hesaplamak için, her bir yer imi noktasının gerçek konumlarına göre tespit edilen konumları arasındaki mesafelerin standart sapması hesaplanır. Bu, her bir yer imi noktası için bir SD değeri verir.

Görüntülerde işaretlenen noktalar arasında (aort anterior duvarı ve posterior duvarı) görüntüde kaç piksel olduğu hesaplanmış, ultrasonografi görüntüsünde derinlik değiştirme sebebiyle oluşan skala farkları da göz önüne alınarak piksel sayıları ile ölçümlerin gerçek değeri arasında aritmetik

ortalamaya göre bir sabit değer belirlenmiştir. Yer imi algılama yöntemi ile tespit edilen noktaların piksel farkları bu çarpanla çarpılmış ve santimetre cinsinden aort çıkımı ölçümleri elde edilmiştir.

3.4. Verilerin Elde Edilmesi

Acil servise başvuran ve acil hekimi tarafından aort çıkımının görüntüye girdiği BT çekilmesi planlanan hastaların yaş, demografik özellik, özgeçmiş ve ölçüm sonuçları veri formuna kaydedildi.

Anabilim dalı eğitim içeriğinde POCUS eğitimi mevcut olup çalışmada veri toplayan tüm asistan hekimler bu eğitimi aldı. Çalışma öncesinde ölçümlerle ilgili hatırlatıcı ek bilgilendirme programı araştırmacılar tarafından yapıldı.

Acil Tıp asistanlarının POCUS'daki, Radyoloji Anabilim Dalı öğretim üyesinin BT'deki ve makine öğrenmesindeki aort çıkımı ölçümleri, TAA varlığı veya yokluğu AD varlığı veya yokluğu birbiriyle karşılaştırıldı. Çalışmada AD hastaları için sayının azlığı sebebiyle bir kontrol ve hasta grubu oluşturulamaması sebebiyle makine öğrenmesinde AD tanısı için analiz yaptırılmadı.

Sağlıklı gönüllülerden alınıp kaydedilen görüntüler anonim hale getirildikten sonra online ortamda tek bir araştırmacı tarafından 'aort anterior duvarı' ve 'aort posterior duvarı' olarak iki ayrı yer imi işaretlendi. Bu işaretlenen görüntüler algoritma öğrenmesinde kullanıldı. Sonrasında test grubundan elde edilen görüntüler tek bir araştırmacı tarafından 'aort anterior duvarı' ve 'aort posterior duvarı' olarak işaretlendi. Bu görüntüler makine öğrenmesi algoritmasının kendi içinde NME, SD ve FR hesaplanmasında kullanıldı.

3.5. İstatistiksel Analiz

Sürekli veriler ortalama ± standart sapma, ortanca [IQR1-3], kategorik veriler ise yüzde (%) olarak verildi. Verilerin normal dağılıma uygunluğunun araştırılmasında Shapiro Wilk testlerinden yararlanıldı. Normal dağılıma

uygunluk göstermeyen grupların karşılaştırılmasında Mann-Whitney U testi kullanıldı. Oluşturulan çapraz tabloların analizinde Pearson Ki-Kare, Yates Ki-Kare, Pearson Kesin (Exact) Ki-Kare ve Fisher Kesin (Exact) Ki-Kare analizleri kullanıldı. Analizlerin uygulanmasında uygun paket programdan yararlanıldı. İstatistiksel anlamlılık için $p<0.05$ değeri kabul edildi.

Uyum-uyuşum değerlendirmesinde Cohen-Kappa katsayısı (κ) kullanıldı. Bu katsayı Altman'ın tanımına göre $\kappa<0$: hiç uyuşum olmaması, $0,0<\kappa<0,2$: düşük derecede, $0,21<\kappa<0,4$: orta derecede, $0,41<\kappa<0,60$: yüksek derecede, $0,61<\kappa<0,90$: önemli derecede ve $0,81<\kappa<1,0$: neredeyse mükemmel uyuşum olması şeklinde değerlendirilmektedir (20).

4. BULGULAR

Çalışmamız için toplam 125 hasta istatistiksel analize alındı.

4.1. Demografik Bulgular

Araştırmaya dahil edilen hastaların 44'ü (%35,2) kadın, 81'i (%64,8) erkekti. Çalışma grubunun yaşlarının ortanca değeri 67 [IQR: 50-80 yıl] idi.

Araştırmaya dahil edilen hastaların özgeçmiş özellikleri Tablo 4.1'te verildi.

Tablo 4.1 Çalışmaya alınan hastaların özgeçmiş özellikleri

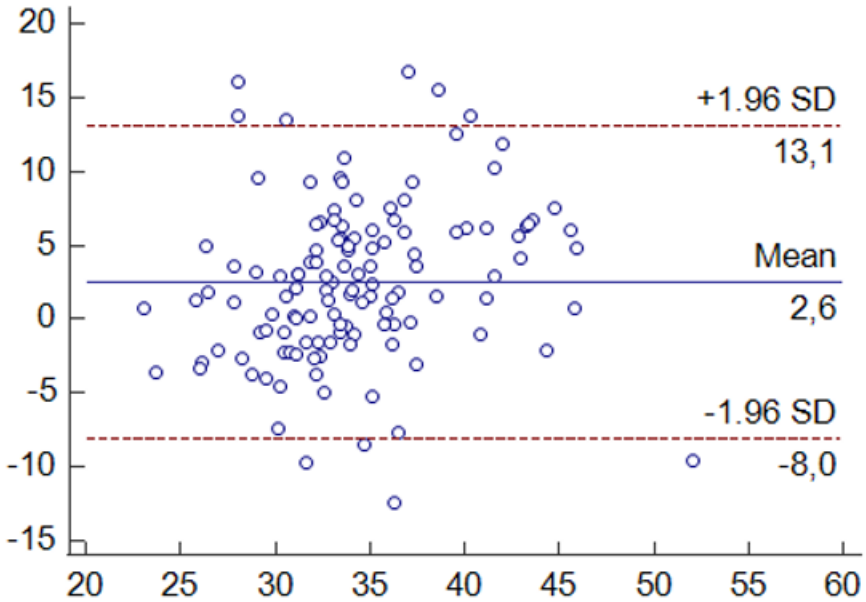
	Kadın (n=44)	**Erkek (n=81)**	**p**
Hipertansiyon, n(%)	25 (56,8)	35 (43,2)	0,146
Diyabetes Mellitus, n(%)	13 (29,5)	20 (24,7)	0,557
Koroner arter hastalığı, n(%)	5 (11,4)	9 (11,1)	0,966
Kalp yetersizliği, n(%)	4 (9,1)	2 (2,5)	0,098
Kardiyak operasyon, n(%)	1 (2,3)	4 (4,9)	0,468
Aort anevrizması, n(%)	0 (0,0)	6 (7,4)	0,064

Çalışma formunda özgeçmiş başlığında sorgulanan aort kapak değişimi, biküspit aort kapağı ve bağ dokusu hastalıkları bu özgeçmişe sahip hasta olmaması sebebiyle tabloya alınmadı. Çalışmaya alınan hastaların özgeçmişleri ve cinsiyeti değerlendirildiğinde istatistiksel anlamlı fark bulunmadı (Tablo 4.1).

4.2. Acil Servis POCUS ile Aort Çıkımı Ölçümü Bulguları

POCUS ile aort çıkımı ölçümlerinin BT ile karşılaştırılmasının Bland-Altman grafiği Şekil 4.1'de belirtilmiş olup %95 güven aralığı doğruları dışında

yer alan birimlerin olduğu belirlendi. İki yöntem arasındaki performans değerlendirmesi için Passing and Bablok regresyon yöntemi ile yapılan analiz sonucunda regresyon denklemi POCUS=7.59+0.71*BT olarak belirlendi. Doğrusallık testi sonucu p=0,520 saptanmış olup iki yöntem arasında orta düzeyde korelasyonun olduğu bulundu (r=0,56).



Şekil 4.1 POCUS ve BT ile aort çıkımı ölçümlerinin karşılaştırılmasının Bland-Altman grafiği

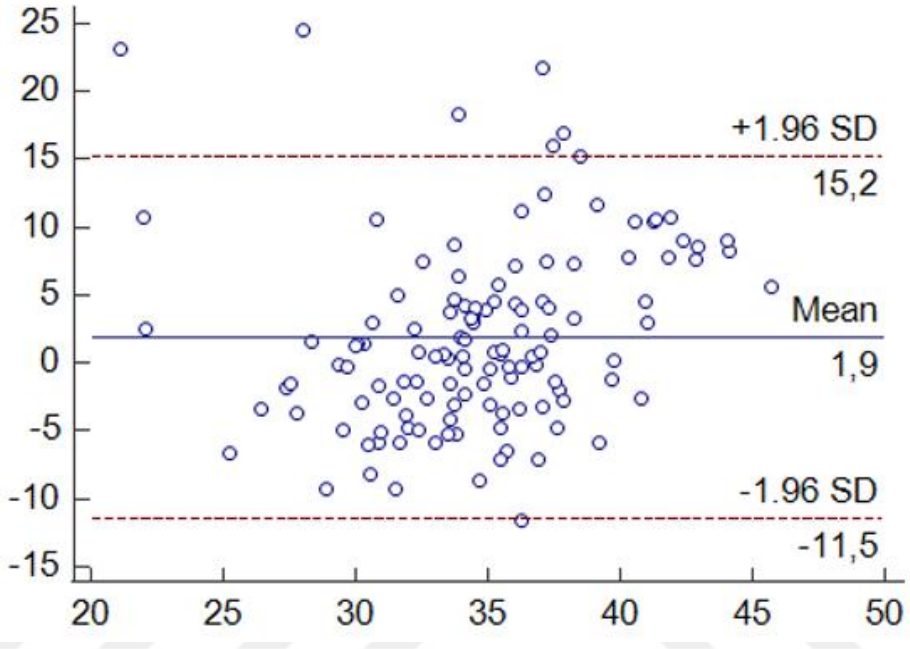
4.3. Acil Servis POCUS'un Anevrizma Varlığı Açısından Bulguları

POCUS ile Acil Servis'te anevrizma varlığı değerlendirmesi açısından Cohen-Kappa katsayısının (κ) 0.177 değeri ile bu değerin çok düşük olduğu saptandı.

4.4. Makine Öğrenmesi ile Aort Çıkımı Ölçümü Bulguları

Makine öğrenmesi algoritması ile aort çıkımı ölçümlerinin BT ile karşılaştırılmasının Bland-Altman grafiği Şekil 4.2'de belirtilmiş olup, %95

güven aralığı doğruları dışında yer alan birimlerin olduğu belirlendi. İki yöntem arasındaki performans değerlendirmesi için Passing and Bablok regresyon yöntemi ile yapılan analiz sonucunda regresyon denklemi Makine Öğrenmesi=14,80+0,54*BT olarak belirlendi. Doğrusallık testi sonucu p=0,051 saptanmış olup iki yöntem arasında düşük düzeyde korelasyon vardı (r=0,26).



Şekil 4.2 Makine öğrenmesi algoritması ve BT ile aort çıkımı ölçümlerinin karşılaştırılmasının Bland-Altman grafiği

4.5. Makine Öğrenmesi Algoritmasının Anevrizma Varlığı Açısından Bulguları

Makine öğrenmesi ile anevrizma varlığı değerlendirmesi açısından Cohen-Kappa katsayısı (κ) 0.089 olarak bulundu. Bu değerin çok düşük olduğu saptandı.

4.6. Acil Servis POCUS ile Makine Öğrenmesi Algoritmasının Anevrizma Varlığı Açısından Karşılaştırılması

Çalışmaya alınan hastaların anevrizma varlığı açısından değerlendirilmesinde test edilen her iki yöntemde de duyarlılığın düşük,

özgüllüğün ise yüksek olduğu saptanmakla birlikte insan ölçümlerinin (POCUS) makine öğrenmesi algoritmasından her iki ölçüt için de daha iyi olduğu görüldü. Makine öğrenmesi algoritması ile anevrizma varlığı için duyarlılık %25, özgüllük %88; POCUS ile ölçümde anevrizma varlığı için duyarlılık %67 özgüllük %89 idi. (Tablo 4.2)

Makine öğrenmesi algoritmasının pozitif *likelihood* oranı (LR) 2,089, POCUS ile insan ölçümlerinin 5,810; makine öğrenmesi algoritmasının negatif *likelihood* oranı 0,852, POCUS ile insan ölçümlerinin ise 0,377 olduğu görüldü. Bu iki ölçütte de acil tıp araştırma görevlisi doktorlarının ölçümleri makine öğrenmesi algoritmasından daha iyi idi. (Tablo 4.2)

Makine öğrenmesi algoritmasında pozitif öngörü değeri (PPV) 0,125, negatif öngörü değeri (NPV) 0,945 bulundu. POCUS ölçümlerinin pozitif öngörü değeri 0,125 negatif öngörü değeri 0,991 saptandı. Bu ölçütlerden pozitif öngörü değeri makine öğrenmesi algoritması ve POCUS ölçümleri için eşitti. Negatif öngörü değerinde ise POCUS ölçümleri daha iyi idi. (Tablo 4.2)

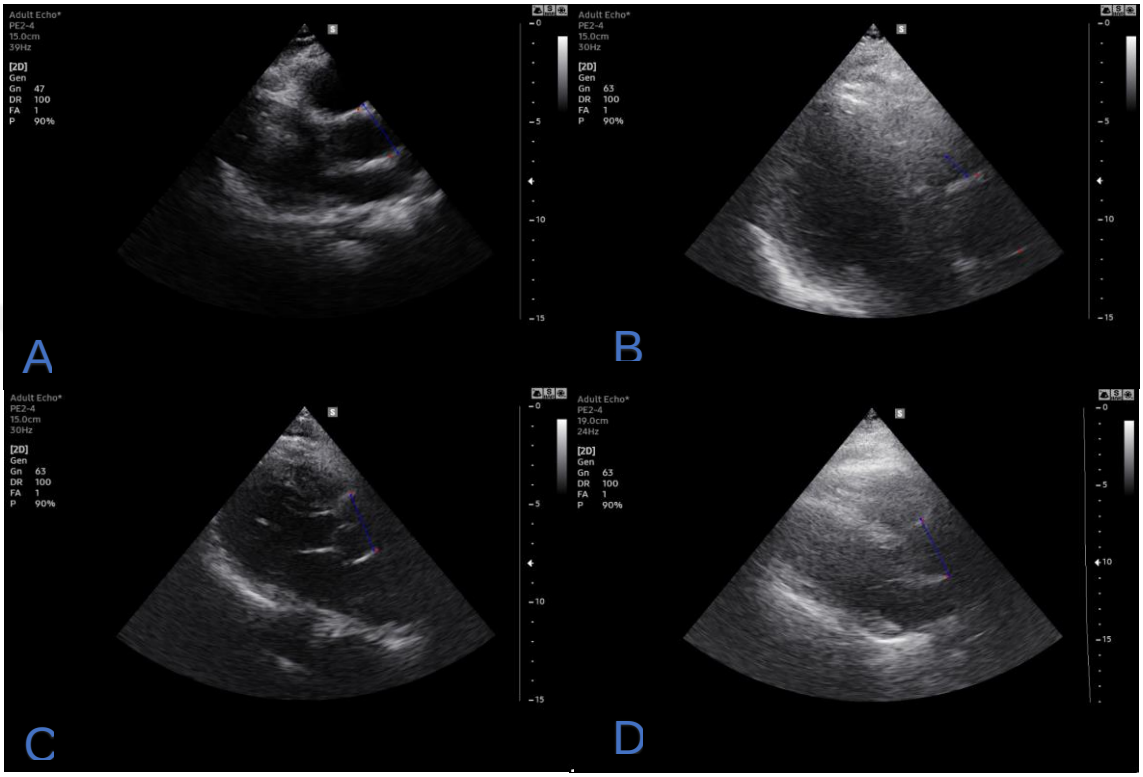
Tablo 4.2 Makine Öğrenmesi Algoritmasının ve POCUS ölçümlerinin anevrizma varlığı açısından karşılaştırılması

	Duyarlılık	**Özgüllük**	**LR+**	**LR-**	**PPV**	**NPV**
MÖ	0.25	0.88	2.089	0.852	0.125	0.945
POCUS	0.667	0.885	5.810	0.377	0.125	0.991

4.7. Makine Öğrenmesi Algoritması Performans Analizleri

MÖ algoritmasının kendi içinde performans analizlerinin sonuçlarında NME değeri %20,9; FR değeri %64,8 bulundu. ROC analizinde EAA %10,6 idi. Bu ölçümlerde algoritma, araştırmacı tarafından işaretlenen noktayı referans alıp tam olarak o nokta üzerini tahmin ettiğinde “başarılı” tahmin olarak saymaktadır. NME değerindeki düşüklük ve FR’deki yükseklik bu sebeple

'kabul edilebilir' ölçümlerin de başarısız sayılmış olabileceği göz önüne alınarak değerlendirilmelidir. MÖ algoritması ile ölçüm örneklerinden bazıları Şekil 4.3'te verildi.



Şekil 4.3 İşaretlenen ve makine öğrenmesi algoritması ile ölçülen POCUS görüntüleri

Şekilde görülen kırmızı noktalar araştırmacı tarafından işaretlenen yer imi noktaları, mavi noktalar MÖ algoritmasının tahminleridir. Şekil 4.3.A'da kırmızı ve mavi noktaların aynı yerlerde olmadığı görülmektedir. Ancak buna rağmen MÖ algoritması aort duvarını doğru olarak tanımıştır. Makine öğrenmesi kendi değerlendirmesinde bu ölçümü görece başarısız olarak tanımlamakta, 'kabul edilebilir' tahmin saymamaktadır. Şekil 4.3.B örneğinde ise algoritmanın kötü bir tahmini görülmektedir. Şekil 4.3.C ve Şekil 4.3.D algoritmanın iyi tahminlerinden örneklerdir.

5. TARTIŞMA

Aort hastalıkları nadir görülmekle birlikte mortalitesi yüksek olan iki klinik durumdur. Saatler içinde artan mortalite oranları bu hastalıkların acil serviste erken dönemde tanınmasını gerektirir. Bununla birlikte; her iki hastalığın kendilerine özgü olmayan semptomları ve kesin tanı için iyonize radyasyon ve kontrast madde içeren tetkik gereksinimi göz önüne alındığında acil servise başvuran hastalara tanı koyabilecek hızlı, kolay ulaşılabilir ve görece daha az girişimsel bir yönteme gereksinim vardır. Bu amaçla hasta başına taşınabilme, tekrar uygulanabilme ve dinamik değişiklikleri gösterebilme gibi özellikleri ultrasonografiyi AH'de kullanılabilecek ideal bir tanısal araç yapar.

Wang ve ark. TAA ve AD olan hastalarda POCUS kullanımının sadece BT kullanılanlara göre tanı süresini 79 dakikadan 10,5 dakikaya düşürdüğünü göstermiştir (21). Pare ve ark. tarafından yapılan geriye dönük tasarlanmış bir başka çalışma da benzer şekilde POCUS kullanımının tanı süresini 226 dakikadan 80 dakikaya düşürdüğünü göstermiştir (15). Biz çalışmamızda tanı alan hastalarda her iki görüntüleme modalitesini karşılaştırmak yerine acil servis hekimlerince yapılan POCUS'un tanısal doğruluğunu test ettik. Daha önceki çalışmalar bu iki hastalık için POCUS'un duyarlılığın görece daha düşük, özgüllüğün ise yüksek olduğunu bulmuş olup (14,15,21) bizim çalışmamızda da benzer sonuçlara rastlandı.

Aort çıkımı çapının metrik ölçümü değerlendirildiğinde, Acil hekimleri tarafından yapılan ölçümlerin BT ile uyumlu olduğunu saptadık. AD tanısı için ultrasonografide flep görünümü bulgusu gerekmekte ancak TAA tanısı sadece metrik ölçüm ile konulmaktadır. Metrik ölçümlerde korelasyon izlenmesine rağmen POCUS'un duyarlılığının görece düşük saptanmasının örneklem büyüklüğü ile ilişkili olduğu düşünülmektedir.

Çalışmamızda elde ettiğimiz duyarlılık seviyeleri daha önceki çalışmalar ile karşılaştırıldığında tatmin edici düzeyde değildir (16,21). Acil serviste ultrasonografi kullanımının tanısal doğruluk açısından uygulayıcı deneyimine yüksek oranda bağlı olduğu bilinmektedir. Çalışmamızda elde ettiğimiz bu

sonucun hastaların acil hekiminin eğitiminin kaçıncı yılında olduğu ve ultrasonografi cihazıyla deneyiminin ne düzeyde olduğuna göre değiştiğini düşünmekle birlikte görüntüleri elde eden acil tıp asistanlarının kaçıncı yılında olduğunun kaydedilmemiş olması net bir çıkarım yapmayı mümkün kılmamaktadır.

Tıbbi görüntüleme yöntemlerinin bilgisayar ortamına aktarılmaya başlamasına eş zamanlı olarak bu görüntüler üzerinde bilgisayar destekli tanı çalışmaları artan bir hızda devam etmektedir. Makine öğrenmesi ve yapay zeka dil çevirileri, konuşma modeli tanıma, fotoğraf ve nesne tanıma gibi birçok alanda başarısını ispat etmiş, tıbbi görüntüleme de bu alanlardan biri olmuştur. Bu alanda ilk çalışmalar tamamen denetimli sistemlerde yapılmaya başlamıştır. Son zamanlarda ise BT, MRG veya ultrasonografi fark etmeksizin medikal görüntülemelerde denetimsiz derin öğrenme teknikleri öne çıkmıştır (22).

Makine öğrenmesi tıbbi görüntülemelerde çoğunlukla hastalıkları tanıma ve derecelendirmede, kitlelerin kötü veya iyi huylu ayrımını yapmada ve kanser açısından riskli lezyonları saptamada kullanılmaktadır (23). Makine öğrenmesinin görüntü değerlendirmesinde çeşitli yöntemler bulunmaktadır. Çalışmamızda algoritmanın metrik ölçümleri yapması için kullandığımız piksel tabanlı öğrenme bunlardan biridir (24).

Smistad ve Løvstakken'in 2016 yılında Atina'da sundukları konferans bildirisinde derin öğrenme kullanılarak ultrasonografi görüntüsünde damarsal yapılar (femoral ve karotis arter) saptanmaya çalışılmış, %96'ya varan doğru tahmine ulaşılmıştır (25). Bu çalışmada arteriyel yapıların aksiyel görüntüleri alınmış ve görüntü segmentasyonu yöntemi kullanılmış olup damarsal yapıların ultrasonografi görüntüsünün eliptik olacağı varsayımı ile öğrenme seti oluşturulmuştur.

Bir başka çalışmada kardiyak ultrasonografide parasternal uzun aks görüntüsünde endokardın yer imi saptanması yöntemi ile algoritmaya otomatik olarak işaretlemesi yaptırılmış ve %4,87 hata oranına ulaşılmıştır (26). Bu çalışmada yer imi saptanmasında birden fazla yöntem kullanılmış ve hata

oranı en düşük olan yöntem raporlanmıştır. Bizim çalışmamızdaki %64,8 hata oranı bu çalışmaya göre çok yüksektir. Bu hata oranının, kullanılan yöntemdeki farklılığa bağlı olduğu düşünüldü. Ayrıca bahsedilen çalışmada 90501 kare görüntüden 2048 tanesi seçilmiş ve algoritma öğrenmesinde kullanılmak üzere işaretlenmiştir. Algoritma öğrenmesi için kullanılan veri setinin bizim çalışmamızda çok daha az sayıda görüntü içermesi hata oranının daha yüksek olmasını açıklayabilir.

Literatürdeki çalışmaların birbirinden farklı görüntüleme modalitelerinde şu ana kadar standart duruma getirilmiş bir çalışma protokolü oluşturulmaksızın yapıldığı (büyük çoğunluğu BT, x-ray görüntüleme veya MRG) görülmüştür. Tarafımızca parasternal uzun aksta aort çıkımı görünümünü saptamak için aynı yöntemi kullanan bir çalışma saptanmamıştır. Bu durum bulgularımızı literatürdeki örneklerle karşılaştırmayı zorlaştırmaktadır.

Bulgularımız kendi içinde kıyaslandığında acil hekimleri tarafından yapılan POCUS'un hem anevrizma varlığını değerlendirmede hem de metrik ölçümlerde oluşturulan algoritmadan daha doğru sonuçlar verdiği görülmüştür. Ancak hekimlerin yaptığı ölçümlerin BT ile uyumunun orta düzeyde olması eğitim programlarında POCUS'a daha çok yer verilmesi gerekliliğine işaret etmektedir. Çalışmamızda MÖ algoritması aort çıkımının görüntüye girdiği kare ile eğitildi ve testleri bunun üzerinde yapıldı. POCUS'taki dinamik görüntü ve ultrasonografi probuyla görüntünün optimal elde edilmesi gerekliliği de düşünüldüğünde bu aşamada MÖ, Acil Tıp hekimi için bilgisayar destekli tanı aracı olarak kullanılabilir.

Öğrenme setindeki örnek sayısının fazlalığı MÖ algoritmasının başarısı ile doğrudan ilişkilidir. Örnek sayısını artırmanın birden çok yolu olabilir. Bunlardan biri tıpkı x-ray görüntüleme, BT veya MRG gibi elde edilen tüm ultrasonografi görüntülerinin de elektronik ortama işlenmesidir. Ayrıca ultrasonografi görüntülerinin makine öğrenmesinde kullanılmasında çalışmaların hemen hepsinin bizim çalışmamız gibi tek merkezli ve tek bir marka-model cihaz üzerinde olduğu görülmüştür. Çok merkezli ve birbirinden

farklı cihazlarla elde edilen görüntülerin *transfer learning* yöntemi ile algoritmanın öğrenme veri setini oluşturması MÖ ile elde edilen sonuçların daha doğru, altın standart yöntemle daha uyumlu sonuçlara sahip ve daha güvenilir olmasını sağlayacaktır (27).

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Acil serviste TAA veya AD şüpheli hastaların tanınması yaşamsal öneme sahiptir. Bu hastalarda öncül testler ve triyajın uygun şekilde yapılması hastaların gereksiz yere iyonize radyasyona ve kontrast maddeye maruz kalmasını engeller. Çalışmamızda Acil Tıp asistanlarınca uygulanan POCUS bulgularının BT ile uyumlu ve yüksek özgüllüğe sahip olduğu görüldü. POCUS bu hastalarda dışlama amacıyla kullanılabilir. Ancak ultrasonografi bulgularında patoloji saptanmasa bile TAA ve AD açısından yüksek şüpheli kliniğe sahip hastalarda hem tanının konması hem de tedavinin düzenlenmesi için BT çekilmesi gereksinimi hala devam etmektedir.

Çalışmamıza göre makine öğrenmesi ve yapay zeka tıp pratiğinin geleceği için umut verici olsa da şu anda klinisyenin yerini alacak düzeyde değildir. Çalışmamız bilgisayar destekli bu yeni yöntemlerin tek başına karar verici olmaktan çok klinisyenin karar verme aşamasında bir yardımcı olarak yer alabileceğini gösterdi.

Çalışmamız bazı kısıtlılıklar içermektedir:

- Çalışma tek merkezlidir ve örneklem kümesi küçüktür. Bu çalışmada elde edilen sonuçlar diğer merkez ve ülkelere genellenemez.
- Veriyi kaydeden Acil Tıp asistanının eğitiminin kaçıncı yılında olduğunun bilinmemesi sebebiyle elde edilen sonuçların ultrasonografi eğitimine görece yeni başlamış biri için de geçerli olacağı varsayılamaz.
- MÖ algoritması oluşturulması için öğrenmede kullanılan veri seti en optimal görüntülerden oluşmuş olup ekokardiyografi gibi devamlı hareket eden bir görüntüde başarılı olup olamayacağı tartışmalıdır.

KAYNAKLAR

1. Meredith EL, Masani ND. Echocardiography in the emergency assessment of acute aortic syndromes. Eur J Echocardiogr. 2009;10(1):i31-39.
2. Taylor RA, Oliva I, Van Tonder R, Elefteriades J, Dziura J, Moore CL. Point-of-care focused cardiac ultrasound for the assessment of thoracic aortic dimensions, dilation, and aneurysmal disease. J Acad Emerg Med 2012;19(2):244-7.
3. Isselbacher EM, Preventza O, Hamilton Black J, Augoustides JG, Beck AW, Bolen MA, et al. 2022 ACC/AHA Guideline for the Diagnosis and Management of Aortic Disease: A Report of the American Heart Association/American College of Cardiology Joint Committee on Clinical Practice Guidelines. Circulation. 2022;146(24):e334-482.
4. Krishnamurthy R, Morris SA, Pednekar A, Krishnamurthy R. Inter - observer variability in manual measurement of aortic root dimensions in pediatric patients: benefits of using a semi-automated tool. J Cardiovasc Magn Reson. 2014;16(Suppl 1):133.
5. Tuncay V, Prakken N, van Ooijen PMA, Budde RPJ, Leiner T, Oudkerk M. Semiautomatic, Quantitative Measurement of Aortic Valve Area Using CTA: Validation and Comparison with Transthoracic Echocardiography. BioMed Res Int. 2015;2015:648283.
6. Pehrson LM, Lauridsen C, Nielsen MB. Machine learning and deep learning applied in ultrasound. Ultraschall Med. 2018;39(4):379-81.
7. Gandhi S, Mosleh W, Shen J, Chow CM. Automation, machine learning, and artificial intelligence in echocardiography: A brave new world. Echocardiography 2018;35(9):1402-18.
8. Goldman L, Schafer AI, eds. Goldman-Cecil Medicine. 26th edition. Philadelphia, PA: Elsevier;2020

9. Johnston KW, Rutherford RB, Tilson MD, Shah DM, Hollier L, Stanley JC. Suggested standards for reporting on arterial aneurysms. Subcommittee on Reporting Standards for Arterial Aneurysms, Ad Hoc Committee on Reporting Standards, Society for Vascular Surgery and North American Chapter, International Society for Cardiovascular Surgery. J Vasc Surg. 1991;13(3):452-8.

10. Paruchuri V, Salhab KF, Kuzmik G, Gubernikoff G, Fang H, Rizzo JA, et al. Aortic Size Distribution in the General Population: Explaining the Size Paradox in Aortic Dissection. Cardiology. 2015;131(4):265-72.

11. Yin J, Liu F, Wang J, Yuan P, Wang S, Guo W. Aortic dissection: global epidemiology. Cardiol Plus. 2022;7(4):151.

12. Walls R, Hockberger R, Gausche-Hill M. Rosen's Emergency Medicine: Concepts and Clinical Practice: Volume - 1&2, 9th edition. Philadelphia, PA: Elsevier;2017.

13. Ultrasound Guidelines: Emergency, Point-of-Care and Clinical Ultrasound Guidelines in Medicine. Ann Emerg Med. 2017;69(5):e27-54.

14. Nazerian P, Vanni S, Castelli M, Morello F, Tozzetti C, Zagli G, et al. Diagnostic performance of emergency transthoracic focus cardiac ultrasound in suspected acute type A aortic dissection. Intern Emerg Med. 2014;9(6):665-70.

15. Pare JR, Liu R, Moore CL, Sherban T, Kelleher MS, Thomas S, et al. Emergency physician focused cardiac ultrasound improves diagnosis of ascending aortic dissection. Am J Emerg Med. 2016;34(3):486-92.

16. Sobczyk D, Nycz K. Feasibility and accuracy of bedside transthoracic echocardiography in diagnosis of acute proximal aortic dissection. Cardiovasc Ultrasound. 2015;13:15.

17. Alsharqi M, Woodward WJ, Mumith JA, Markham DC, Upton R, Leeson P. Artificial intelligence and echocardiography. Echo Res Pract. 2018;5(4):R115-25.

18. Becker AS, Mueller M, Stoffel E, Marcon M, Ghafoor S, Boss A. Classification of breast cancer in ultrasound imaging using a generic deep learning analysis software: a pilot study. Br J Radiol. 2018;91(1083):20170576.

19. Brattain LJ, Telfer BA, Dhyani M, Grajo JR, Samir AE. Machine Learning for Medical Ultrasound: Status, Methods, and Future Opportunities. Abdom Radiol NY. 2018;43(4):786-99.

20. Altman DG, Practical statistics for medical research, first ed., Chapman and Hall, London;1991

21. Wang Y, Yu H, Cao Y, Wan Z. Early Screening for Aortic Dissection With Point-of-Care Ultrasound by Emergency Physicians. J Ultrasound Med. 2020;39(7):1309-15.

22. Liu S, Wang Y, Yang X, Lei B, Liu L, Li SX, et al. Deep Learning in Medical Ultrasound Analysis: A Review. Engineering. 2019;5(2):261-75.

23. Chan HP, Samala RK, Hadjiiski LM, Zhou C. Deep Learning in Medical Image Analysis. Adv Exp Med Biol. 2020;1213:3-21.

24. Suzuki K. Overview of deep learning in medical imaging. Radiol Phys Technol. 2017;10(3):257-73.

25. Smistad E, Løvstakken L. Vessel Detection in Ultrasound Images Using Deep Convolutional Neural Networks. In: Carneiro, G., et al. Deep Learning and Data Labeling for Medical Applications. DLMIA LABELS 2016. (Lecture Notes in Computer Science), vol 10008. Springer, Cham. 10.1007/978-3-319-46976-8_4

26. Sofka M, Milletari F, Jia J, Rothberg A. Fully Convolutional Regression Network for Accurate Detection of Measurement Points. In: Cardoso, M., et al. Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support . DLMIA ML-CDS 2017. (Lecture Notes in Computer Science), vol 10553. Springer, Cham. 10.1007/978-3-319-67558-9_30

27. Akkus Z, Cai J, Boonrod A, Zeinoddini A, Weston AD, Philbrick KA, et al. A Survey of Deep-Learning Applications in Ultrasound: Artificial Intelligence-Powered Ultrasound for Improving Clinical Workflow. J Am Coll Radiol. 2019;16(9 Pt B):1318-28.